

Министерство образования и науки Российской Федерации

УДК 004.896
ГРНТИ 28.23.27
Инв. №

| ПРИНЯТО: | УТВЕРЖДЕНО: |
|--|---|
| Исполнитель: Государственное образовательное учреждение высшего профессионального образования "Уральский государственный университет им. А.М. Горького" | Государственный заказчик Министерство образования и науки Российской Федерации |
| От имени Руководителя организации _____ / _____ / | От имени Государственного заказчика _____ / _____ / |

НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКИЙ ОТЧЕТ

**о выполнении 2 этапа Государственного контракта
№ П1047 от 20 августа 2009 г. и Дополнению от 02 апреля 2010 г. № 1**

| |
|---|
| Исполнитель: Государственное образовательное учреждение высшего профессионального образования "Уральский государственный университет им. А.М. Горького" |
| Программа (мероприятие): Федеральная целевая программ «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России» на 2009-2013 гг., в рамках реализации мероприятия № 1.3.2 Проведение научных исследований целевыми аспирантами. |
| Проект: Интеллектуальные алгоритмы калибровки робототехнических систем |
| Руководитель проекта: <div style="display: flex; justify-content: space-between;"><div>_____ /Окуловский Юрий Сергеевич (подпись)</div><div>М.П.</div></div> |

**Екатеринбург
2010 г.**

Список основных исполнителей

по Государственному контракту П1047 от 20 августа 2009 на выполнение поисковых научно-исследовательских работ для государственных нужд

Организация-Исполнитель: Государственное образовательное учреждение высшего профессионального образования "Уральский государственный университет им. А.М. Горького"

Руководитель

темы:

кандидат физико-
математических наук, без
ученого звания

подпись, дата

Окуловский . Ю.С.

Реферат

Отчет 84 с., 4 ч., 2 рис., 4 табл., 24 источн., 1 прил.

робототехника , калибровка , нейронные сети , генетические алгоритмы

В отчете представлены результаты исследований, выполненных по 2 этапу Государственного контракта № П1047 "Интеллектуальные алгоритмы калибровки робототехнических систем" (шифр "НК-291П") от 20 августа 2009 по направлению "Создание интеллектуальных систем навигации и управления " в рамках мероприятия 1.3.2 "Проведение научных исследований целевыми аспирантами.", мероприятия 1.3 "Проведение научных исследований молодыми учеными - кандидатами наук и целевыми аспирантами в научно-образовательных центрах" , направления 1 "Стимулирование закрепления молодежи в сфере науки, образования и высоких технологий." федеральной целевой программы "Научные и научно-педагогические кадры инновационной России" на 2009-2013 годы.

Цель работы - Поиск интеллектуальных алгоритмов калибровки и управления робототехническими устройствами

Методы систем искусственного интеллекта: нейронные сети и генетические алгоритмы;

Методы теоретической механики

Комплекс распределенных вычислений

Робототехнический

манипулятор

Разработаны, реализованы и исследованы алгоритмы калибровки манипулятора, основанные на нейронных сетях, проведен их сравнительный анализ, разработаны и реализованы алгоритмы управления манипулятором с учетом калибровочной поправки;

Получен интеллектуальный алгоритм калибровки многозвенного манипулятора, основанный на новом подходе взаимной работы двух эволюционных алгоритмов, управляющий роботом с целью выполнения оптимального плана калибровки;

Составлена модель калибровочного эксперимента для произвольной робототехнической системы.

Оглавление

| | |
|---|-----------|
| СПИСОК ОСНОВНЫХ ИСПОЛНИТЕЛЕЙ | 2 |
| ОГЛАВЛЕНИЕ..... | 5 |
| ВВЕДЕНИЕ | 7 |
| Аннотированная справка по научным результатам НИР, полученным на I этапе | 8 |
| ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ И ПРИКЛАДНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ АЛГОРИТМОВ КАЛИБРОВКИ РОБОТОТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМ..... | 8 |
| ВВЕДЕНИЕ | 8 |
| МОДЕЛЬ РОБОТОТЕХНИЧЕСКОГО УСТРОЙСТВА | 10 |
| ОБРАТНАЯ КИНЕМАТИКА | 14 |
| ПОГРЕШНОСТИ МОДЕЛИ | 15 |
| МЕТОДЫ КОРРЕКЦИИ | 16 |
| ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ | 18 |
| РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТОВ | 20 |
| <i>Серия Альфа</i> | 21 |
| <i>Серия Бета</i> | 21 |
| <i>Серия Гамма</i> | 22 |
| <i>Серия Дельта</i> | 23 |
| <i>Серия Эпсилон</i> | 25 |
| <i>Серия Дзета</i> | 25 |
| <i>Серия Эта</i> | 26 |
| <i>Серия Тета</i> | 26 |
| <i>Серия Иота</i> | 26 |
| <i>Серия Каппа</i> | 26 |
| <i>Серия Ламбда</i> | 28 |
| <i>Серия Мю</i> | 28 |
| <i>Серия Нью</i> | 28 |
| Выводы | 28 |
| ТЕОРЕТИЧЕСКИМ И ПРИКЛАДНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ В ОБЛАСТИ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО УПРАВЛЕНИЯ РОБОТОТЕХНИЧЕСКИМИ СИСТЕМАМИ И САМООБУЧЕНИЯ РОБОТОТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМ..... | 30 |
| ВВЕДЕНИЕ | 30 |
| АЛГОРИТМ | 33 |
| ЭКСПЕРИМЕНТ | 35 |
| РЕАЛИЗАЦИЯ НА РОБОТЕ | 39 |
| ОБОБЩЕНИЕ И ОЦЕНКА РЕЗУЛЬТАТОВ ИССЛЕДОВАНИЙ..... | 40 |

| | |
|---|-----------|
| МОДЕЛИ, МЕТОДЫ, ПРОГРАММЫ И (ИЛИ) АЛГОРИТМЫ, ПОЗВОЛЯЮЩИЕ УВЕЛИЧИТЬ ОБЪЕМ ЗНАНИЙ ДЛЯ БОЛЕЕ ГЛУБОКОГО ПОНИМАНИЯ ИЗУЧАЕМОГО ПРЕДМЕТА ИССЛЕДОВАНИЯ НОВЫХ ЯВЛЕНИЙ, МЕХАНИЗМОВ ИЛИ ЗАКОНОМЕРНОСТЕЙ | 40 |
| РЕКОМЕНДАЦИИ ПО ВОЗМОЖНОСТИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ РЕЗУЛЬТАТОВ НИР В РЕАЛЬНОМ СЕКТОРЕ ЭКОНОМИКИ..... | 42 |
| ВНЕДРЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ ПРОЕКТА В ОБРАЗОВАТЕЛЬНУЮ ДЕЯТЕЛЬНОСТЬ..... | 43 |
| ПУБЛИКАЦИИ РЕЗУЛЬТАТОВ НИР | 46 |
| СПРАВКА ОБ ОТКРЫТОМ ОПУБЛИКОВАНИИ..... | 46 |
| КОПИИ СТАТЕЙ, ОПУБЛИКОВАННЫХ В ЖУРНАЛЕ ВАК ИЛИ ЗАРУБЕЖНОМ ЖУРНАЛЕ С ОБЯЗАТЕЛЬНОЙ ССЫЛКОЙ НА ПРОВЕДЕНИЕ НИР В РАМКАХ РЕАЛИЗАЦИИ ФЦП «НАУЧНЫЕ И НАУЧНО-ПЕДАГОГИЧЕСКИЕ КАДРЫ ИННОВАЦИОННОЙ РОССИИ» НА 2009 – 2013 ГОДЫ. | 48 |
| ЗАКЛЮЧЕНИЕ | 55 |
| СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ | 55 |
| ПРИЛОЖЕНИЕ | 57 |

Введение

Научно-исследовательская работа посвящена исследованию проблемы интеллектуальной калибровки робототехнических устройств. Актуальность калибровки робототехнических устройств объясняется тем, что одним из наиболее распространенных методов управления робототехническими устройствами является управление, основанное на модели. Для такого управления необходимо, чтобы параметры модели соответствовали реальному роботу. Калибровка – это процесс определения таких параметров. Применение интеллектуальных алгоритмов обусловлено тем, что существующие методы калибровки робототехнических устройств имеют ряд существенных ограничений.

В настоящем обзоре отражены материалы теоретических и экспериментальных исследований, раскрывающие содержание работ по решению интеллектуальной калибровке робототехнических устройств. В качестве основных инструментов выбраны нейронные сети и генетические алгоритмы.

Результатами научно-исследовательской работы являются:

- Разработаны, реализованы и исследованы алгоритмы калибровки манипулятора, основанные на нейронных сетях, проведен их сравнительный анализ, разработаны и реализованы алгоритмы управления манипулятором с учетом калибровочной поправки;
- Получен интеллектуальный алгоритм калибровки многозвенного манипулятора, основанный на новом подходе взаимной работы двух эволюционных алгоритмов, управляющий роботом с целью выполнения оптимального плана калибровки;
- Составлена модель калибровочного эксперимента для произвольной робототехнической системы.

Аннотированная справка по научным результатам НИР, полученным на I этапе

В рамках первого этапа исследования был выполнен аналитический обзор по проблеме калибровке. Рассмотрены основные определения, используемые при калибровке кинематических моделей [1,2]. Рассмотрены основные современные детерминированные алгоритмы калибровки робототехнических устройств [3-6], приведены их недостатки. Исследован опыт применения нейронных сетей [7,8] и генетических алгоритмов [9,10] для калибровки робототехнических устройств, выявлены основные пути возможных дальнейших исследований. Отдельно исследован вопрос о построении оптимального плана калибровочного эксперимента [11-13].

Было проведено сравнение различных методов управления роботами. Был выбран план исследований на следующий этап. Предполагалось сосредоточить усилия в двух основных направлениях: улучшение существующих решений в области калибровки робототехнических устройств нейронными сетями; поиск алгоритма для полностью автономной калибровки робота.

Теоретические и прикладные исследования алгоритмов калибровки робототехнических систем

Введение

Для решения задачи калибровки в этой разделе будут использоваться нейронные сети. Описание работы нейронной сети приведем в терминологии передачи сигналов. В реальности, нейронная сеть обычно представляет собой компьютерную программу, но может быть реализована и непосредственно, на аппаратном уровне. Существуют стандартные способы такой реализации, которые проще, чем реализация на аппаратном уровне универсального вычислителя. Таким образом, можно сравнительно просто снабдить нейронной сетью контроллер программируемого устройства для улучшения его работы.

Нейронная сеть представляет собой множество соединенных между собой математических моделей одного нейрона. Каждый нейрон имеет некоторое количество входов и один выход. Каждый вход нейрона подключен к выходу другого нейрона либо к "входной клемме" нейронной сети. Каждый выход нейрона подключен к входам одного или нескольких нейронов, либо к выходной клемме нейронной сети. Каждое входное соединение нейрона имеет вес. При подаче сигналов на все входы нейрона, нейрон выполняет взвешенное суммирование сигналов с весами, после чего применяет к полученной сумме нелинейное преобразование (например, функцию гиперболического тангенса). Работа нейронной сети начинается с подачи сигналов на все входные клеммы нейронной сети. Совокупность таких сигналов называется входным вектором. После этого те нейроны, все входы которых подключены к входным клеммам, выполняют соответствующие вычисления и выставляют выходные сигналы. После этого отрабатывает следующий слой нейронов, входы которых подключены к входным клеммам либо к нейронам второй группы. Процесс продолжается до тех пор, пока все нейроны не отработают. После этого с выходных клемм снимается выходной вектор нейронной сети. Таким образом, вычисление нейронной сети преобразует входной вектор в выходной вектор. Существуют алгоритмы, позволяющие по заданному множеству соответствий между входами и выходами сети подобрать веса, которые обеспечивают корректную работу нейронной сети. Эти алгоритмы основаны на градиентной оптимизации. При обучении нейронной сети должен быть известен вектор правильного ответа, т.е. тот вектор, который мы желаем получить от нейронной сети при подаче некоторого входного вектора. Вычисляется норма разности выходного вектора, данного нейронной сетью, и правильного ответа. Далее вычисляется градиент этой нормы по всем весам нейронной сети с помощью алгоритма наискорейшего спуска, и выполняется изменение весов в соответствии с найденным градиентом. Могут также применяться дополнительные методы оптимизации. [14] Таким образом осуществляется

обучение нейронной сети: не зная аналитической зависимости между входом и выходом, мы подбираем веса так, что нейронная сеть начинает правильно переводить входной вектор в выходной.

В данной работе используется один класс нейронной сети: многослойный персептрон. В этой нейронной сети все нейроны являются персептронами, т.е. нейронами, обрабатывающие входной сигнал по правилу

$$y = \tanh(\beta x)$$

Все нейроны распределены по слоям, каждый нейрон некоторого слоя соединен с выходами всех нейронов предыдущего слоя. Таким образом, конфигурация многослойного персептрона полностью определяется количеством слоев и количествами нейронов в каждом слое.

В ходе работ нами был использован универсальный комплекс поддержки интеллектуальных вычислений GANS [15-17]. Данный комплекс позволяет абстрагироваться от деталей реализации нейронной сети, и обучать нейронную сеть просто по данной зависимости между входными и выходными векторами. Соответственно, в дальнейшем мы не будем описывать детали реализации нейронных сетей, а просто будем указывать ее топологию (т.е. количество слоев нейронной сети и количества нейронов в каждом слое). Известно, что нейронные сети могут быть использованы для калибровки кинематических цепей [7,8]. Однако, сравнительный анализ различных методов, методика обучения и проверки результатов, а также рекомендации по контролю обучения отсутствуют. Цель настоящего исследования – провести полный анализ различных методов использования нейронных сетей для калибровки, и описать процесс обучения и использования нейронных сетей.

Модель робототехнического устройства

Для исследований использовалась двумерная модель руки с тремя степенями свободы. Данная модель управляется путем установки значений углов для трех суставов. Положение конечного эффектора определяется тройкой (x,y,a), где x и y – координаты конечного эффектора, а – угол наклона конечного эффектора.

В идеальном случае нам известны длины всех суставов модели, и, кроме того, мы можем выставить угол на каждый сустав с абсолютной точностью. В этом случае, тройка (x, y, a) для каждого сустава может быть вычислена в зависимости тройки (x', y', a') предыдущего сустава по следующим формулам:

$$\begin{aligned}x &= x' + L \cos(a + \varphi) \\y &= y' + L \sin(a + \varphi) \\a &= a' + \varphi\end{aligned}$$

Тройка (x, y, a) для первого сустава нам известна, она равняется $(0, 0, 0)$. Соответственно, трижды применив эту формулу, мы можем узнать координаты всех суставов, в том числе, и конечного эффектора.

Для исследований нам необходимо создать зашумленную модель, т.е. модель, которая бы отличалась от реальной. Для этого используются следующие искажающие шумы:

- Разовая погрешность в измерении длины сустава. Для каждого сустава подставляется не L , а $(1+q)L$, где $|q| < b$ – погрешность измерения.
- Систематическая погрешность в задании угла сустава. При управлении реальным устройством, мы не можем непосредственно выставить на сервоприводе угол. Вместо этого, мы можем подать на него некоторый сигнал. Математическим аналогом такого сигнала будет число, например, от 0 до 1. Этот сигнал будет переведен в угловое значение сервопривода, основываясь на физических и механических принципах его работы. Эти принципы известны, однако, с определенной погрешностью. Поэтому сигнал переводится не в тот угол, в который он должен быть переведен, а в некоторый другой, отличающийся от него. Чтобы упростить модель, мы не вводим в нее сигналы. Вместо этого, мы производим аффинную замену желаемого угла на реальный.
- Ошибка позиционирования. Мы считаем, что реальное положение руки является неизвестным из-за погрешности измерений. Соответственно, вместо тройки $(0, 0, 0)$ в формулах используется тройка (x, y, a) .

- Прогибы суставов. Мы считаем, что суставы не являются абсолютно жесткими, и прогибаются под тяжестью конструкции. Поскольку конструкция является подвижной, при изменении ее конфигурации для каждого сустава изменяется плечо, с которым на него воздействует часть кинематической цепи. Таким образом, прогибочная поправка описывается следующими формулами на каждый сустав:

$$\varphi' = \varphi + cM,$$

где M – момент оставшейся части конечного эффектора, c – коэффициент зашумления путем прогиба сустава.

Итак, с помощью задания коэффициентов, мы можем по данной модельной руке построить реальную руку, поведение которой в целом напоминает поведение модели, но отличается от нее. Целью наших калибровочных экспериментов является коррекция этого различия.

Далее мы будем тестировать различные методики калибровки и коррекции на различных моделях руки, представленных в Таблице 1.

Таблица 1. Модели руки, на которых производилось тестирование интеллектуальных алгоритмов

| Имя модели | Погрешность измерения длины сустава, b | Коэффициент аффинного преобразования погрешности команд | Перемещение начальной точки, % от суммарной длины руки | Коэффициент зашумления прогибом суставов, c |
|------------|--|---|--|---|
| R | 0.1 | 0.9, $\pi/6$ | 10% | 0.2 |
| M | 0.05 | 0.995, $\pi/100$ | 5% | 0.05 |
| F | 0.001 | 0.95, $\pi/20$ | 0 (нет искажения) | 0.005 |
| O | 0.05 | 0.95, $\pi/20$ | 5% | 0.005 |
| P | 0 (нет) | 1, 0 (нет) | 0% (нет) | 0.02 |

| | | | | |
|--|------------|------------|------------|--|
| | искажения) | искажения) | искажения) | |
|--|------------|------------|------------|--|

Модели R, M и F представляют собой последовательность моделей с разной точностью. Изменение эффективности метода на этих моделях поможет определить, в каких случаях калибровка оправдана, а в каких необходимо потратить больше времени на составление более точной модели, более тщательные измерения и т.д.

Модель O представляет собой модель, наиболее соответствующую реальному промышленному манипулятору. Соответственно, эксперименты с участием этой модели позволят оценить применимость методов к реальным устройствам.

Модель P является противоположностью модели O. Фактически вся ошибка модели P сосредоточена не в ошибках коэффициентов, а в ошибки описанной модели взаимодействия. Соответственно, успех или неудача калибровочных методов в отношении модели P позволит определить, возможно ли применять калибровочные методы в тех случаях, когда у нас нет даже реальной модели взаимодействия, а есть лишь некая несовершенная модель, поведение которой напоминает реальную. Это может оказаться полезным по следующим причинам:

Реальная модель взаимодействия слишком сложна и необратима. Это означает, что за разумное время просто нельзя выполнить соответствующих вычислений. В этом случае, использование связки грубой модели и калибровки позволит осуществить управление. Предполагается, что грубая модель является обратимой, потому что не игнорирует сложные физические закономерности. Однако, вычисления на грубой модели неточны, и не могут непосредственно использоваться для управления устройством. Предполагается, что использование калибровки позволит сгладить эти неточности и обеспечить приемлемое управление.

Реальная модель взаимодействия неизвестна, поскольку некоторые факторы (например, ветер) не поддаются параметризации. В этом случае, успех

калибровки позволит скорректировать неточность, возникающие из-за недостающих параметров.

Обратная кинематика

Прямая кинематика заключается в вычислении координат конечного эффектора по известным углам суставов. Задача обратной кинематики заключается в вычислении углов суставов, которые приводят конечный эффектор в требуемые координаты. Нам необходимо научиться решать задачу обратной кинематики для нашей модели. Для модели без прогибов задача обратной кинематики решается тривиальными геометрическими методами. Для модели с прогибами используем метод градиентного спуска. Мы помним, что параметры сустава (в том числе, и конечного эффектора) вычисляются через соответствующие параметры предыдущего сустава по формулам:

$$\begin{aligned}x_i &= x' + L \cos(a_{i-1} + \varphi_i + cM_i) \\y_i &= y' + L \sin(a_{i-1} + \varphi_i + cM_i) \\a_i &= a_{i-1} + \varphi_i + cM\end{aligned}$$

Для использования градиентных методов вычислим якобиан модели

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial x_3}{\partial \varphi_1} & \frac{\partial y_3}{\partial \varphi_1} & \frac{\partial a_3}{\partial \varphi_1} \\ \frac{\partial x_3}{\partial \varphi_2} & \frac{\partial y_3}{\partial \varphi_2} & \frac{\partial a_3}{\partial \varphi_2} \\ \frac{\partial x_3}{\partial \varphi_3} & \frac{\partial y_3}{\partial \varphi_3} & \frac{\partial a_3}{\partial \varphi_3} \end{pmatrix}. \quad \text{Строчка} \quad \frac{\partial x_3}{\partial \varphi_3} \quad \frac{\partial y_3}{\partial \varphi_3} \quad \frac{\partial a_3}{\partial \varphi_3} \quad \text{вычисляется} \quad \text{непосредственным}$$

дифференцированием соотношений для последнего сустава. Из тех же формул

$$\text{может быть рассчитан якобиан} \quad \begin{pmatrix} \frac{\partial x_3}{\partial x_2} & \frac{\partial y_3}{\partial x_2} & \frac{\partial a_3}{\partial x_2} \\ \frac{\partial x_3}{\partial y_2} & \frac{\partial y_3}{\partial y_2} & \frac{\partial a_3}{\partial y_2} \\ \frac{\partial x_3}{\partial a_2} & \frac{\partial y_3}{\partial a_2} & \frac{\partial a_3}{\partial a_2} \end{pmatrix}. \quad \text{После этого соотношения}$$

могут быть записаны для предпоследнего сустава, вычисляется $\frac{\partial x_2}{\partial \varphi_2} \frac{\partial y_2}{\partial \varphi_2} \frac{\partial a_2}{\partial \varphi_2}$, и

далее
$$\begin{pmatrix} \frac{\partial x_3}{\partial \varphi_2} \\ \frac{\partial y_3}{\partial \varphi_2} \\ \frac{\partial a_3}{\partial \varphi_2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\partial x_3}{\partial x_2} & \frac{\partial y_3}{\partial x_2} & \frac{\partial a_3}{\partial x_2} \\ \frac{\partial x_3}{\partial y_2} & \frac{\partial y_3}{\partial y_2} & \frac{\partial a_3}{\partial y_2} \\ \frac{\partial x_3}{\partial a_2} & \frac{\partial y_3}{\partial a_2} & \frac{\partial a_3}{\partial a_2} \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} \frac{\partial x_2}{\partial \varphi_2} & \frac{\partial y_2}{\partial \varphi_2} & \frac{\partial a_2}{\partial \varphi_2} \end{pmatrix}$$
 по правилу дифференцирования

сложной функции. Аналогично вычисляется $\frac{\partial x_3}{\partial \varphi_1} \frac{\partial y_3}{\partial \varphi_1} \frac{\partial a_3}{\partial \varphi_1}$, и весь якобиан

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial x_3}{\partial \varphi_1} & \frac{\partial y_3}{\partial \varphi_1} & \frac{\partial a_3}{\partial \varphi_1} \\ \frac{\partial x_3}{\partial \varphi_2} & \frac{\partial y_3}{\partial \varphi_2} & \frac{\partial a_3}{\partial \varphi_2} \\ \frac{\partial x_3}{\partial \varphi_3} & \frac{\partial y_3}{\partial \varphi_3} & \frac{\partial a_3}{\partial \varphi_3} \end{pmatrix}.$$

Пусть необходимо перейти в некоторую точку $(x_0 \ y_0 \ a_0)$. Переведем руку в положение $(\varphi_1 \ \varphi_2 \ \varphi_3)$, вычисляемое при помощи обратной кинематики для модели без прогибов. Положение эффектора $(x_1 \ y_1 \ a_1)$ будет близко к искомому, но не совпадать с ним полностью. Далее вычислим

$$(\Delta \varphi_1 \ \Delta \varphi_2 \ \Delta \varphi_3)^T = \begin{pmatrix} \frac{\partial x_3}{\partial \varphi_1} & \frac{\partial y_3}{\partial \varphi_1} & \frac{\partial a_3}{\partial \varphi_1} \\ \frac{\partial x_3}{\partial \varphi_2} & \frac{\partial y_3}{\partial \varphi_2} & \frac{\partial a_3}{\partial \varphi_2} \\ \frac{\partial x_3}{\partial \varphi_3} & \frac{\partial y_3}{\partial \varphi_3} & \frac{\partial a_3}{\partial \varphi_3} \end{pmatrix} \times (x_1 - x_0 \ y_1 - y_0 \ a_1 - a_0)$$

И изменим углы, переданные на руку, на величину $(\Delta \varphi_1 \ \Delta \varphi_2 \ \Delta \varphi_3)$. Таким образом, мы итеративно приблизимся к точке $(x_0 \ y_0 \ a_0)$.

Погрешности модели

При оценке эффективности методов коррекции мы будем использовать следующие показатели. Введем некоторые необходимые определения. Пусть $R: R^3 \rightarrow R^3$ – отображение, переводящее поданный вектор углов суставов в тройку координат конечного эффектора в соответствие с реальной рукой, M – с модельной, M' – в соответствие с моделью, которая была скорректирована. Здесь и далее аргумент A соответствует вектору углов, переданных на суставы,

а аргумент X – координатам конечного эффектора. Абсолютная погрешность предсказания вычисляется по следующей формуле

$$F_p = \frac{\|M(A) - R(A)\|}{\|R(A)\|},$$

где $\|R(A)\| = \|(x, y, a)\| = \sqrt{x^2 + y^2 + ka^2}$. Мы используем взвешенную разницу между реальным и предсказанным положением руки. Вес k необходим для того, чтобы сделать сравнимыми единицы измерения длины и угла. Абсолютной погрешностью позиционирования мы называем следующую величину

$$\frac{\|R(M^{-1}(X)) - X\|}{\|X\|}$$

Величиной абсорбции ошибки прогноза мы будем называть величину

$$1 - \frac{|M'(A) - R(A)|}{|M(A) - R(A)|},$$

а величиной абсорбции ошибки предсказания

$$1 - \frac{\|R(M^{-1}(X)) - X\|}{\|R(M^{-1}(X)) - X\|}$$

Понятно, что нас интересует абсорбция ошибки позиционирования (АОПо), а не прогноза (АОПр). Однако, как будет ясно из дальнейшего, в некоторых промежуточных вычислениях нам удобнее вычислять АОПр. В результате проведенных нами исследований выявлено, что АОПр всегда сопоставим с АОПо, более того, если какая-то модель коррекции минимизирует АОПр, то она же минимизирует и АОПо.

Методы коррекции

Для коррекции погрешностей робототехнической руки мы используем следующие методы, основанные на нейронных сетях. Методы изложены в таблице. В первом столбце указано название метода, во втором – функция, которая аппроксимируется нейронной сетью при обучении. В третьем столбце указано, каким образом получить прогноз положения конечного эффектора с помощью обученной нейронной сети, а в четвертом – каким образом

использовать нейронную сеть для позиционирования. Здесь и далее функцией N обозначено преобразование, которому была обучена нейронная сеть.

Таблица 2. Методы нейросетевой коррекции робототехнических систем

| Название метода | Функция, которой обучается нейронная сеть | Предсказание с помощью нейронной сети | Позиционирование с помощью нейронной сети |
|-----------------|---|---------------------------------------|---|
| For | $A \rightarrow R(A)$ | $N(A)$ | - |
| Back | $X \rightarrow R^{-1}(X)$ | - | $N(X)$ |
| Dif | $A \rightarrow R(A)-M(A)$ | $R(A)+N(A)$ | - |
| SubX | $X \rightarrow M(A)-X$ | - | $M^{-1}(X+N(X))$ |
| SubA | $X \rightarrow A-M^{-1}(X)$ | | $M^{-1}(X)+N(X)$ |

Приведенные методы можно разделить на прогнозные и управляющие. К прогнозным относятся методы Dif и For. При помощи этих методов, как видно из таблицы, мы можем легко предсказать положение конечного эффектора. Поэтому для контроля обучения этими методами, в качестве целевой функции используется АОПр, а не АОПо.

Однако, оказывается возможным использовать прогнозные методы для управления с помощью градиентных методов. В самом деле, рассмотрим функцию, которая делает прогноз положения конечного эффектора на основе метода Dif:

Вычислим якобиан этой функции. Якобиан суммы равен сумме якобианов. Якобиан модели (функция M) был вычислен нами ранее. Якобиан нейронной сети вычисляется с помощью алгоритма обратного распространения ошибки, который используется и для обучения этой нейронной сети. Таким образом, мы можем вычислить якобиан скорректированной модели. Применяя алгоритм наискорейшего спуска (или другой алгоритм градиентной оптимизации, например, алгоритм сопряженных градиентов), мы можем минимизировать функцию, что полностью соответствует поставленной нами задачи управления.

В методе For прогноз строится только на основании нейронной сети, без модели. Построение управление осуществляется, таким образом, аналогично.

Прогнозные методы являются более интуитивно понятными. Далее мы покажем, что метод Dif является также и эффективным. Однако, при использовании градиентных методов для построения управления возникают две опасности. Во-первых, функция, задаваемая нейронной сетью, имеет сложную структуру и множество локальных минимумов. Поэтому ее оптимизация градиентными методами чревата ошибками. С другой стороны, прогнозные методы позволяют контролировать эти ошибки: результат градиентной оптимизации подставляется в функцию $M(A)+N(A)$, и, если ее результат соответствует поставленной задаче, то оптимизация выполнена корректно. Если же не соответствует, то нужно применять методы выхода из локального минимума (например, метод имитации отжига). В проведенных нами исследованиях мы, однако, не наблюдали такой проблемы: градиентная оптимизация всегда давала хороший результат. Собственно, этот факт непосредственно связан с фактом сопоставимости АОПо и АОПр, поскольку в случае неуспешности оптимизации оказывалось бы, что АОПо остается высоким при низком АОПр. Второй проблемой градиентных методов является меньшая их скорость, поскольку градиентная оптимизация является итеративным процессом.

Второй группой методов являются позиционирующие методы Back, SubX и SubA. Эти методы обучаются давать оптимальное управление. При этом, они неспособны быстро выполнить прогноз. Понятно, что эти методы в целом быстрее, надежнее и проще в реализации, чем прогнозные.

Обучение нейронных сетей

Для обучения нейронной сети используется обучающая выборка, составленная из обучающих примеров. Каждый обучающий пример содержит:

- Вектор углов A , поданных на суставы робототехнической руки

- Вектор положения конечного эффектора реальной руки на этих углах $R(A)$
- Вектор положения конечного эффектора модели без коррекции на этих углах $M(A)$
- Вектор $R(M^{-1}(R(A)))$, моделирующий ошибку позиционирования
- Погрешности прогноза и позиционирования

При обучении нейронной сети конкретному методу коррекции, из каждого обучающего примера производятся входные и требуемые выходные векторы согласно таблице. После этого происходит одна итерация обучения нейронной сети, в ходе которой ее выходной вектор приближается к требуемому. Обучение нейронной сети производится методом неискорейшего спуска. После завершения обучения на одном обучающем примере, происходит его обучение на следующем, и так далее, пока количество итераций обучения не превысит некоторого лимита.

Для каждой обучающей итерации можно выделить два значения целевой функции. Значение *before* соответствует величине целевой функции (т.е. величины, обратной абсорбции ошибки нейронной сетью) до начала обучения. Если величина целевой функции низка (а абсорбция велика) до начала обучения, это означает, что обучение для данного примера, по сути, не требуется, поскольку нейронная сеть на нем уже хорошо обучена. Второе значение – *After* – это значение целевой функции после обучения. Графики этих функций позволяют вынести следующую информацию о процессе обучения:

Если расхождение между этими графиками мало, то сеть не успевает обучиться на примерах

Если график *Before* со временем не приближается к нулю, то сеть слишком интенсивно учится на каждом обучающемся примере, и в следствие этого, забывает информацию, полученную на ранних примерах.

В обоих случаях следует изменить алгоритм обучения – в первом случае в сторону усиления обучения на отдельном примере, во втором – в сторону его ослабления.

Помимо обучающей выборки, есть также контрольная выборка, содержащая случайные обучающие примеры. Примеры из обучающей выборки не могут содержаться в контрольной выборке. Соответственно, тестирование нейронной сети на контрольной выборке во время обучения позволяет оценить способность нейронной сети к обобщению: если сеть достигает хороших результатов на обучающей выборке, но не на контрольной, это означает, что нейронная сеть переобучена и не способна к обобщению. В этом случае необходимо уменьшить размер нейронной сети. Если же нейронная сеть не способна освоить даже обучающую выборку, это означает, что размер нейронной сети нужно увеличить.

Третья обучающая выборка – выборка итогового контроля – используется один раз, после завершения процесса обучения. На ней рассчитываются окончательные значения абсорбции ошибки. Третья выборка моделирует «реальные» условия использования алгоритмов коррекции: предполагается, что после обучения нейронная сеть работает с данными, которые не встречались ей в процессе обучения ни в качестве обучающих примеров, ни в качестве контроля. Соответственно, третья выборка не содержит примеров ни из обучающей выборки, ни из контрольных.

Существуют следующие разновидности заполнения экспериментальной базы:

В пространстве состояний перебираются всевозможные комбинации сигналов, которые могут быть поданы на суставы руки, с некоторым шагом.

В пространстве управления перебираются точки в пространстве возможных положений эффектора, для них вычисляются углы, приводящие реальную руку в эти координаты, и затем на основании этих углов создается экспериментальная база.

Результаты экспериментов

Эксперименты проводились сериями. В каждой серии проводится некоторое количество экспериментов. В ходе каждого эксперимента разные нейронные сети обучались разным методам коррекции. Эксперименты в рамках одной

серии отличались некоторыми параметрами. Соответственно, цель каждой серии было исследование влияния тех или иных параметров на процесс коррекции.

Каждая серия экспериментов проводилась 100 раз, после чего результаты в каждой серии усреднялись. Это делалось для того, чтобы исключить влияние случайности на процесс обучения. Суммарное время проведения экспериментов на одном компьютере Pentium Core 2 Duo с тактовой частотой 3GHz составило порядка 18 суток.

В приложении 1 представлены результаты эксперименты. Для каждого эксперимента указывается погрешность управления, проводимого с коррекцией (безотносительно к погрешности модели), абсорбция ошибки модели, абсорбция шума обратной связи (значение этого параметра будет приведено далее).

Серия Альфа

Серия Альфа содержит в себе один эксперимент. В ходе этого эксперимента база была заполнена в пространстве состояния. Углы каждого сустава перебирались от -30 до 30 с шагом 10 (в дальнейшем этот факт будет обозначаться как 30/10). Целью данного эксперимента была демонстрация принципиальной возможности всех выбранных методов обучиться коррекции. Получены хорошие результаты для всех методов коррекции.

Серия Бета

В ходе этого эксперимента было необходимо выбрать подходящий размер экспериментальной базы, который бы обеспечивал дифференциацию результатов для разных методов коррекции. Перебирались базы вида x/u , где $x=50,70,90$, $u=3,5,7,10$. Установлено, что при $x=50$ все методы работают достаточно хорошо, и дифференциации не происходит. При $x=90$ дифференциация ничем не отличается принципиально от $x=70$, однако обучение занимает больше времени (т.е. графики обучения аналогичны, но

растянуты по времени). Поэтому, для ускорения процесса проведения экспериментов, было выбрано значение $x=70$.

Что касается биения базы, то для $x=70$ удовлетворительные результаты получаются уже с $y=5$, и далее с увеличением y существенно не улучшаются. Поскольку для практики хорошо умение работать с небольшой экспериментальной базой, была выбрана конфигурация базы 70/5.

Следует также отметить, что при $x=90$, увеличение биения базы (y) приводит к улучшению качеству коррекции, что совпадает с интуитивным ожиданием.

Также можно отметить, что те методы, которые в принципе способны обучиться, обычно делают это за 150000 итераций. Поэтому в дальнейшем обучение будет ограничено 200000 обучающих итераций.

Серия Гамма

Целью этой серии было исследований сходимости различных размеров нейронных сетей на различных моделях руки. Также в рамках данного эксперимента выявлялись наиболее предпочтительные и эффективные методы коррекции.

Для руки R лидируют методы For, Back, Dif. Однако, уже на руке M эффективность методов For и Back практически исчезает, а самым эффективным методом оказывается SubA. На руке F также эффективны методы SubA, SubX и Dif. Обращаем внимание на нетривиальный факт того, что очень точную модель руки, тем не менее, можно улучшить. Методы SubA и Dif достаточно близки по эффективности. Выбрать из них лучший на основании этой серии не представляется возможным.

Отдельно следует остановиться на эффективности метода SubA. На моделях M, F, O этот метод является лучшим, а на модели P уступает другим. Вероятно, это связано с тем, что на первых трех моделях ошибка калибровки сосредоточена в суставах, а в четвертой – равномерно распределена по всей модели, поскольку ошибка заключается в излишне гибких суставах, а значит, ошибка в одном суставе сильно влияет на ошибку в другом суставе. Отметим,

что большинство реальных ошибок калибровки относится все-таки к конкретным степеням свободы, поэтому метод SubA должен быть эффективным на практике.

Остановимся на методах For и Back. Эти методы показывают существенно худшую эффективность. Очевидно, аппроксимация нейронной сети ошибки модели существенно проще, чем аппроксимация реальной руки.

Очевидно, что поскольку методы не используют модель, то они не должны различаться на моделях R, M, F (поскольку модель реальной руки для них существенно не отличается, отличается лишь их различие от модели), но должны отличаться на моделях O и P (поскольку в модели P более сложная физика). Эта гипотеза полностью верна для метода Back. Метод For, в силу неустойчивости обучения, не позволяет сделать такого вывода.

О размерах нейронной сети. Перебирались несколько размеров: 3 (один промежуточный слой с тремя нейронами), 5, 10, 20, 05-05, 10-10, 20-20.

Здесь каждое число обозначает количество нейронов в слое. При малых (менее 3 нейронов в слое) размере нейронной сети результат существенно ухудшается. При больших размерах (более 10) результат также становится хуже, что, очевидно, связано с тем, что сеть большего размера не успевает обучиться. Промежуточные значения (от 3 до 20) слоев дают примерно одинаковый результат, что является нетривиальным результатом. Получается, что если сеть в принципе способна обучиться, то дополнительные нейроны не помогают ей обучиться лучше. Из этого следует, что специфика коррекции заключается, в основном, в экспериментальной базе, а не в размере нейронной сети. Сложно сделать однозначные выводы об оптимальных размерах нейронной сети. Кандидатами являются 05-05 и 10. Из этих двух всегда лидирует 05-05, поэтому именно эта сеть выбрана для последующих экспериментов.

Серия Дельта

В серии Дельта мы испытываем работу нейронных сетей в условиях шума. Понятно, что при реальной калибровке мы никогда не можем точно измерить

координаты конечного эффектора. С другой стороны, именно координаты конечного эффектора используются при обучении нейронной сети в экспериментальной базе. В экспериментах серии Дельта мы зашумляем экспериментальную базу, заменяя всюду значения функции $r=R(\dots)$ на случайно выбранное число из промежутка $[r^*(1-e), r^*(1+e)]$, где e – величина шума, перебираемая в экспериментах Дельта от 0.01 до 0.03. Также в серии Дельта перебирались различные модели руки.

Для оценки качества экспериментов с шумом был введен дополнительный оценочный параметр: абсорбция шума обратной связи.

Получен нетривиальный результат: оказывается, возможно построить нейронную сеть, которая будет корректировать обе ошибки: и систематическую погрешность, возникающую из-за расхождения параметров модели и реальной руки, и случайную погрешность измерения. Более того, оказывается возможным позиционировать эффектор модели с большей точностью, чем измерить местоположение эффектора.

Такой результат наблюдался не всегда. В частности, Большой шум в случае точной руки (модель F) мешает коррекции превзойти модель. Очевидно, что если модель намного точнее измерения реальной руки, то целесообразно пользоваться моделью, вообще не проводя процедуры калибровки. Отметим, что такая ситуация маловероятна на практике.

В случае средней точности модели, шум существенно затрудняет процедуру калибровки. Однако, при малом уровне шума удастся построить точную коррекцию.

Из этой серии экспериментов можно сделать вывод о том, что использование коррекции в некоторых случаях (при достаточно точной модели и достаточно низком уровне шума) позволяет осуществить управление более точно, чем интерактивное управление. Под интерактивным управлением мы понимаем изменение параметров реальной руки с контролем обратной связи через измерение. В интерактивном управлении мы не используем модель руки, а полностью полагаемся на обратную связь. Оказывается, что в условиях шума

наличие модели, пусть и не абсолютно точной, и проведение интеллектуальной коррекции, способно улучшить интерактивное управление.

Серия Эпсилон

Серия Эпсилон проводилась для изучения того, каким образом размер экспериментальной базы влияет на фильтрацию шума. Предполагалось, что увеличение экспериментальной базы способно улучшить фильтрацию шума. Действительно, большее количество данных со случайным шумом должно позволять более эффективно фильтровать шумы. Это предположение было подтверждено в ходе некоторых экспериментов, однако в общем влияние биения базы и ее размера на фильтрацию шума меньше, чем ожидалось.

Также в серии Эпсилон изучалось влияние размера нейронной сети на фильтрацию. Считается, что уменьшение размеров нейронной сети улучшает ее способности к обобщению и фильтрации шума, хотя снижает способности к обучению. К сожалению, в рамках серии выяснилось, что размер сети практически не влияет на способность к фильтрации шума. Таким образом, фильтрация шума определяется исключительно точностью модели и качеством экспериментальной базы.

Серия Дзета

Целью серий экспериментов, начиная с серии Дзета, являлось исследование калибровки руки в пространстве управления. Здесь мы выбираем калибровочные точки, перебирая не всевозможные углы степеней свободы с некоторым шагом, а всевозможные положения конечного эффектора с некоторым шагом. Соответственно, серия Дзета является аналогом серии Бета. Выявлено, что биение обучающей выборки (т.е. количество точек по каждому измерению, из которых затем строится сетка точек) на результаты обучения влияет слабо. Выбрано биение 5, т.е. на каждом измерении выбирается по пять точек.

Серия Эта

Серия Эта является аналогом серии Гамма. В рамках этой серии выяснено, что задача калибровки руки по пространству управления значительно проще, чем пространство состояний. Результаты всех методов, даже традиционно слабого For, близки к абсорбции 70-80 процентов ошибки.

Методы в серии Эта разделяются достаточно слабо. Однако видно, что SubA несколько хуже других методов. В серии Гамма наблюдалась обратная ситуация. Из этого можно сделать вывод, что на преимущества различных методов влияет и выбор типа экспериментальной базы.

Серия Тета

Серия Тета является аналогом серии Дельта для пространства управления. В ней также обнаружен эффект одновременной фильтрации шума измерения и систематической погрешности модели.

Также в серии Дельта обнаружен эффект изучения шума. В методах SubA, Dif и SubX нейронная сеть в начале обучения показывает хороший результат, который затем начинает ухудшаться. Очевидно, это связано с тем, что нейронная сеть изучает шум вместо его фильтрации. В связи с этим, для итогового тестирования мы выбираем не окончательный вариант нейронной сети, а тот вариант, который показал наилучшие результаты в промежуточном тестировании на контрольной выборке.

Серия Иота

Серия Иота является аналогом серии Эпсилон. Ее результаты лишь подтверждают выводы, сделанные для серии Эпсилон, к сожалению, ничего в них не добавляя.

Серия Каппа

Начиная с этой серии, проводились эксперименты, основанные на неполных данных измерения. В предыдущих экспериментах мы считали, что можем измерить все координаты конечного эффектора (абсциссу, ординату, и угол

наклона конечного эффектора), возможно, неточно. В неполных данных измерения мы предполагаем, что лишь некоторые координаты (например, только абсцисса и ордината, но не угол) могут быть измерены. Соответственно, возникает вопрос о том, насколько можно улучшить результаты калибровки при использовании таких, неполных данных.

В этих сериях используются только методы SubX и Dif. Методы For, Back и SubA сформулированы таким образом, что непосредственно требуют для своей работы полного измерения. Таким образом, только два метода могут быть протестированы на неполных данных. Каждый из этих методов мы тестируем в следующих комбинациях:

- X, т.е. известна только абсцисса
- XA, т.е. известна только абсцисса и угол между эффектором и плоскостью
- XY, т.е. известна абсцисса и ордината
- XYA, т.е. известно все, что соответствует работе методов коррекции в предыдущих сериях. Используется для контроля.

Серия Каппа является аналогом серии Гамма для неполных результатов. Эксперименты этой серии проводятся также в пространстве состояний. Исследование размера сети было решено не проводить, так как логично использовать для частичного исследования тот же размер нейронной сети, что и для полного.

Результаты серии Каппа – обучение выбранных методов вполне возможно в условиях неполных данных. При этом, эффективность методов прямо зависит от полноты данных: чем большее количество измерений подано обучающему методу, тем выше его эффективность. При этом, какие конкретно измерения проводились, не слишком важно: эффективность методов XA примерно совпадает с эффективностью методов XY.

Серия Ламбда

Серия Ламбда является аналогом серии Дельта и исследует сходимость методов коррекции в условиях шума. Установлено, что даже при частичных данных возможна одновременная фильтрация шума модели и шума измерений, хотя эффективность управления является достаточно низкой.

Серия Мю

Серия Мю является аналогом серии Дзета для неполных измерений. Она подтверждает ранее полученные выводы:

- коррекция в пространстве управления проще, чем в пространстве состояний
- полнота информации (количество пространственных измерений, которые фиксируются при измерении конечного эффектора) определяет качество коррекции. При этом конкретные выбранные пространственные измерения не оказывают существенного влияния на ход эксперимента, только их количество.

Серия Нью

Серия Нью является аналогом серии Эта для неполных измерений. В целом, она лишь подтверждает полученную ранее информацию.

Выводы

В ходе проведенных исследований была разработана методика обучения нейронных сетей для калибровочных экспериментов, всесторонне отестированная на примере калибровки кинематических цепей. Данная методика сформулирована в общем случае, поскольку лишь устанавливает соответствие между векторами пространства управления и пространства состояний. Поэтому данная методика без всяких модификаций может быть перенесена на другие типы роботов (мобильные, летающие роботы и т.д.).

Показана эффективность нейросетевых методов для решения задачи калибровки кинематических цепей. Они способны работать на различных типах

экспериментальных баз, не требуют значительных вычислительных ресурсов (полученные размеры нейронных сетей являются очень маленькими и не представляют проблем для реализации на любой платформе), способны работать одновременно в условиях шума обратной связи и систематической погрешности модели, и позволяют фильтровать оба типа шума. Также нейросетевая коррекция может работать с очень точными моделями и очень маленькими ошибками, при этом все равно демонстрируя эффективность.

Наилучшими методами нейросетевой коррекции являются SubX и SubA.

Каждый из этих методов обладает своими достоинствами и недостатками:

- SubA удобен в реализации, не требует дополнительных вычислений для выработки управляющего воздействия, хорошо обучается в пространстве состояний. С другой стороны, он хуже, чем Dif, обучается в пространстве управления, и принципиально не может работать в условиях неполных данных. Также SubA не способен выдать прогноз относительно того, где будет находиться рука при поданной команде, он способен лишь вычислить углы, необходимые для приведения эффектора в заданное положение.
- Dif эффективно (эффективнее, чем SubX) работает в условиях неполных данных, эффективнее чем SubA в пространстве управления, не слишком уступает SubA в пространстве состояний, способен давать прогноз, а не только совершать управление. С другой стороны, реализация управления с помощью метода Dif требует дополнительных усилий реализации градиентных методов для управления. Применение Dif окажется невозможным в случае, если модель не задана в аналитической форме, либо вычисление якобиана для этой формы представляет существенную проблему. Кроме того, использование Dif для управления в любом случае требует больших вычислительных расходов, чем SubA.

Окончательный выбор метода для коррекции зависит от конкретной поставленной задачи. С помощью проведенных исследований, раскрывающих достоинства и недостатки методов, такой выбор становится проще.

Установлено, что использование интеллектуальной коррекции неточной модели лучше, чем онлайн-управление, если присутствует шум обратной связи.

Методы нейросетевой коррекции были протестированы на реальном робототехническом манипуляторе. Имеющийся манипулятор обладал достаточно неточной механикой (погрешность составляла порядка 8%). Удалось добиться существенного повышения качества управления (итоговая погрешность составила порядка 0.9%). Абсорбция ошибки составила, таким образом, порядка 88%. На реальной руке были оттестированы методы SubA и Dif, которые показали примерно одинаковые результаты. В целом, отмечается высокая степень согласованности между вычислительным экспериментом и тестированием в реальных условиях.

Теоретическим и прикладные исследования в области интеллектуального управления робототехническими системами и самообучения робототехнических систем

Введение

Одной из фундаментальных проблем искусственного интеллекта является моделирование человеческого мышления. Эта проблема возникла одновременно с понятием искусственного интеллекта [18], но до сих пор является нерешенной. Современные интеллектуальные системы разрабатываются на основе анализа и имитационного моделирования различных видов мышления. Например, анализ дедуктивного мышления с использованием формальной логики привел к разработке экспертных систем [19], которые являются хорошо исследованной областью теории искусственного интеллекта. С другой стороны, создание адекватной модели индуктивного мышления остается открытой проблемой.

Индуктивное мышление включает построение теорий, объясняющих экспериментальные данные. В работе [20] авторы успешно применили эволюционные алгоритмы для нахождения аналитической формы естественных

законов. Этот алгоритм находит строковое представление закона (например, $z = \sin(x) + \cos(y)$, где x , y , z – измеренные данные), которое удовлетворяет измеренным данным. Модель мышления, находящаяся в основе этого алгоритма, очевидна. Исследователь получает данные через пассивные наблюдения и затем пытается объяснить их, рассматривая различные объяснения. В итоге, он выбирает теорию, оптимальную по критериям соответствия закона экспериментам и простоты закона.

По сути, рассмотренные ранее модели калибровки робототехнической руки соответствуют именно этой модели экспериментов. На основе экспериментов была создана экспериментальная база, заполненная обучающими примерами. Материал этой экспериментальной базы был обработан интеллектуальными алгоритмами, проведено его обобщение, и на основании этого анализа построено управление.

В продолжение этой работы мы усложняем модель исследования. Вместо пассивного объяснения данных, наш «исследователь» активно проводит эксперименты, находит теорию, которая объясняет полученные результаты, затем обеспечивает дополнительные эксперименты, чтобы опровергнуть эту теорию, и далее улучшает ее таким образом, что она удовлетворяет и новым экспериментам. Мы описываем алгоритм, который реализует эту модель исследования. Алгоритм состоит из двух эволюционных алгоритмов. Каждый из них использует выход другого для построения функции приспособленности. Такая взаимосвязь генетических алгоритмов делает реализацию активного исследования прозрачной: пока первый алгоритм пытается объяснить данные, второй пытается опровергнуть объяснение.

Наш алгоритм оттестирован на задаче калибровки робота, т.е. задаче определения реальных параметров робота в модели. Во многих случаях, калибровка робота может быть обеспечена внешними измерениями перед началом работы робота. Этот подход широко используется в промышленных роботизированных системах [1]. Однако, если параметры робота изменяются, пока он работает, то постоянное внешнее измерение этих параметров

невозможно, в особенности, если робот работает в удаленных или небезопасных местах. Более того, определение параметров окружающих сред может быть также рассмотрено как часть калибровки. Например, внешнее измерение силы сцепления шины с поверхностью на другой планете может быть измерено только роботом, но в то же время робот должен знать этот параметр для того, чтобы перемещаться. Таким образом, сцепление должно быть откалибровано только «на ходу». Автономная калибровка робота является интенсивно изучаемым подход в робототехнике (см., например, [21-23]).

Неформально, предлагаемый подход к автономной калибровке похож на поведение младенца. Когда младенец пытается дотянуться до игрушки, он не знает ни точной координаты игрушки, ни параметров своего тела. Но он продолжает попытки, и со временем строит подсознательную модель реальности и становится способным эффективно работать в этой реальности. Это поведение часто рассматривается как исследование, примененное к повседневной реальности. Представление ребенка как маленького ученого было предложено в [24]. Таким образом, автономная калибровка – это адекватный, но относительно простой пример индуктивного мышления и автоматического исследования.

Полученный в результате алгоритм калибровки робота имеет важное самостоятельное значение. Перечислим основные отличия от известных алгоритмов автоматической калибровки. Предлагаемый алгоритм способен работать с роботом и его моделью, как с «черным ящиком», в то время как известные решения требуют аналитического знания о модели. Кроме того, алгоритм работает по произвольной обратной связи, в то время как для известных алгоритмов необходимо знание о положении конечного эффектора. Также разработанный алгоритм позволяет калибровать произвольные параметры системы, в то время как существующие алгоритмы нацелены на кинематические и, реже, динамические параметры многозвенных манипуляторов.

Алгоритм

Мы предполагаем, что известна общая модель робота. Пусть конкретный робот может быть определен вектором параметров P . Например, если модель робота – это одно соединение, P может быть вектором (l, t, o, r) , т.е. параметрами Денавита-Хартенберга для длины, изгиба, отклонения и вращения соединения соответственно [2]. Реальный робот, который калибруется с помощью алгоритма автономной калибровки (далее ААК), описывается параметром P^* . Цель ААК состоит в нахождении P^* .

Робот может провести эксперимент: получить команду, выполнить ее и вернуть результат. Мы предполагаем, что команда может быть представлена как командный вектор C , и результат может быть представлен как вектор результата R . Мы можем рассматривать эксперименты как отображение $R = F(P, C)$, где F задается моделью робота. Для одного соединения команда может быть двумерным вектором $(\Delta o, \Delta r)$ со значениями изменения отклонения и вращения соответственно. Результат может быть вектором (x, y, z) с координатами конечного эффектора.

Экспериментальная база содержит информацию о проведенных экспериментах. Каждый эксперимент представлен парой (C, R) где C – командный вектор и R – измеренный результат, то есть $R = F(P^*, C)$. Мы заносим результаты в экспериментальную базу в виде следующего множества: $\{(C_i, R_i) : i = 1, \dots, k\}$, где k – это текущая итерация ААК. Изначально экспериментальная база содержит только одну запись, (C_1, R_1) , где C_1 – это случайный вектор.

Калибровочный алгоритм пытается объяснить экспериментальную базу. Он ищет векторы параметров P такие, для которых низко значение ошибки $w(P)$, где

$$w(P) = \frac{\sum_{i=1}^k \|F(P, C_i) - R_i\|}{k} \quad (1)$$

Чем ниже значение ошибки, тем лучше P объясняет экспериментальную базу. Мы можем также ассоциировать другое значение с P – его отклонение

$d(P)$, $d(P) = \|P - P^*\|$. Цель ААК – это минимизация отклонения. Вектор параметров с низким отклонением всегда имеет низкое значение ошибки, но не наоборот. Минимизировать отклонение напрямую невозможно, поскольку значение P^* неизвестно ААК. В компьютерном эксперименте с моделями, мы рассчитываем d для наблюдения за работой алгоритма, но никогда не используем это значение внутри ААК.

Калибровочный алгоритм хранит векторы параметров в объясняющем множестве. Когда экспериментальная база мала, может быть найдено много различных векторов с низким значением ошибки. Чтобы избежать ситуации, когда их значения находятся в том же самом локальном минимуме, калибровочный алгоритм запускается многократно, за счет чего достигается представление различных локальных минимумов в объясняющем множестве. Векторы в объясняющем множестве обозначены как P_1, P_2, \dots, P_n , и пусть $w(P_i) < w(P_{i+1})$.

Целевой алгоритм может работать в одном из двух режимов. Изначально, он запускается в расщепляющем режиме. В этом режиме он находит команду C такую, что она подтверждает некоторые параметры в объясняющем множестве и отвергает другие. Формально целевой алгоритм минимизирует значение

$$s(C) = \sum_{i=1}^n \|F(P_i, C) - z(C)\| \quad (2),$$

где

$$z(C) = \frac{\sum_{i=1}^n F(P_i, C)}{n} \quad (3).$$

Чем выше $s(C)$, тем четче будет разделение объясняющего множества. После нахождения лучшего варианта команды C , целевой алгоритм вычисляет прогноз $V = F(P_1, C)$, и затем выполняет эксперимент. Пусть R – результат эксперимента, $R = (P^*, C)$. Информация об эксперименте (C, R) сохраняется в экспериментальной базе. Затем целевой алгоритм определяет режим для следующей итерации. Если R достаточно близко к V , то есть $\|R - V\| < \epsilon_1$,

алгоритм предполагает, что P_1 также достаточно близок к P^* . В этом случае, в следующий раз целевой алгоритм будет работать в контролирующем режиме; иначе он будет работать снова в расщепляющем режиме.

В контролирующем режиме целевой алгоритм пытается выполнить желаемое поведение, т.е. находит C такое, что

$$u(C) = \|F(C, P_1) - B\| \rightarrow \min (4),$$

где B – это желаемый ответ. Желаемый ответ является исходным данным ААК. После нахождения подходящего C , прогноз V и ответ R рассчитываются так же, как и в расщепляющем режиме. Если значение $\|R - B\| < \epsilon_2$, где ϵ_2 – параметр, ААК останавливается. Иначе, целевой алгоритм выбирает режим для следующей итерации, как и в расщепляющем режиме.

Эксперимент

ААК был протестирован в вычислительном эксперименте с моделью руки робота, работающей в двух измерениях, имеющей n звеньев и n соединений. Рука пытается взять цель, которая расположена на достижимом рукой пространстве. Вектор параметров имеет форму $(l_1, l_2, \dots, l_n, x, y)$, где l_i – это длина i -того звена, и x, y – это координаты цели. Командный вектор может быть представлен как $(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$ где α_i – это угол поворота i -того соединения. Ответом является одномерный вектор (q) , где q – это расстояние между конечным эффектором руки и целью. Схема модели показана на рис. 1.

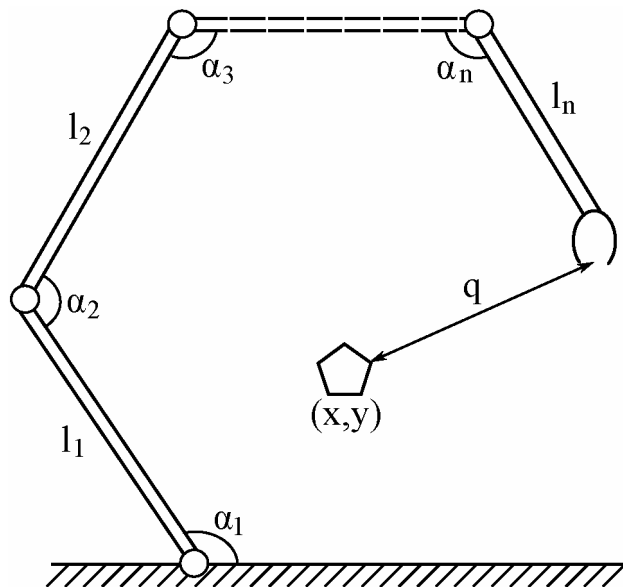


Рис. 1. Схема модели робота.

Целевое поведение робота – захват цели, т.е. $V = (0)$. Константы установлены следующим образом: $\epsilon_1 = 0,05L$, $\epsilon_2 = 0,01L$, где

$$L = \sum_{i=1}^n l_i \quad (5).$$

Другими словами, для остановки ААК рука должна демонстрировать 1% точности, когда берет целевой объект.

Изначально, ААК не знает ни параметров руки, ни расположения цели. Но после нескольких экспериментов, рука становится способной взять целевой объект. Основной показатель работы алгоритма – это минимизация количества экспериментов, сделанных алгоритмом перед захватом цели. Зависимость числа экспериментов ААК числа звеньев n приведена в таблице 1.

Таблица 3. Результаты численного эксперимента. I: число итераций ААК c_n для каждого количества звеньев n ; II: число итерации ААК c_p для различной начальной точности p , с числом звеньев $n = 10$; III: число итераций ААК c_b для различного уровня шума b при $n = 5$, $\epsilon_2 = 0,05L$.

| I | | II | | III | |
|-----|-------|------|-------|------|-------|
| n | c_n | p | c_p | b | c_b |
| 5 | 9.3 | 0.05 | 7.2 | 0 | 8.7 |
| 7 | 11.2 | 0.1 | 9.1 | 0.05 | 8.8 |
| 9 | 14.6 | 0.15 | 11.7 | 0.1 | 11.7 |
| 11 | 17.1 | 0.2 | 13.5 | 0.15 | 13.0 |
| 13 | 20.6 | 0.25 | 15.4 | 0.2 | 20.8 |
| 15 | 22.1 | 1 | 15.1 | 0.25 | 21.9 |

Эксперименты показали, что успешный захват целевого объекта почти всегда сопровождается нахождением реальных параметров робота. Зависимость отклонения наилучшего найденного вектора параметров от размера экспериментальной базы показана на рис. 2. Мы видим, что отклонение мало на момент захвата цели.

Также интересно сравнить ААК с другими, более очевидными алгоритмами. В алгоритмах КА-1 и КА-2 мы запускаем тот же калибровочный алгоритм, но без целевого алгоритма. В КА-1, экспериментальная база заполнена экспериментами со случайными командами; в КА-2 она заполнена экспериментами с командами $C_{i,j}$, где

$$C^{i,j}[k] = \begin{cases} j, & \text{если } i = k \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \quad (6).$$

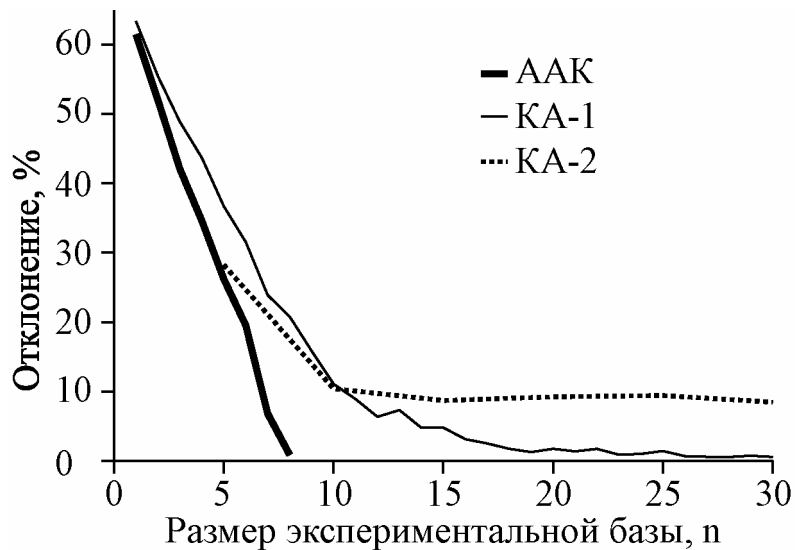


Рис. 2. Сравнение КА-1, КА-2 и ААК
(усреднение для 100 запусков алгоритмов).

Экспериментальная база сформирована командами C^{ij} для всех $i = 1, \dots, n-1$, $j = 1, 1-\beta, 1-2\beta, \dots, \gamma$, где γ – это действительный остаток $1\%\beta$, β – параметры, определяющие размер экспериментальной базы. Зависимость отклонения наилучшего найденного вектора параметров от размера экспериментальной базы для алгоритмов КА-1 и КА-2 также приведена на рис. 2. Мы видим, что ААК более эффективен, чем КА-1 и КА-2. Поскольку процедура калибровки одинакова во всех трех алгоритмах, различие вызвано способом, которым мы заполняем экспериментальную базу. Это доказывает эффективность активного исследования, где каждый эксперимент основан на существующих теориях.

В других вычислительных экспериментах мы проверяем ААК с дополнительными условиями. В первой модификации мы предоставляем ААК неточную информацию о реальном роботе. В этом случае, калибровочный алгоритм порождает начальные параметры вектора не случайно, а выбирает $P[i]$ из интервала $(P^*[i](1-p), P^*[i](1+p))$, где p является параметром. Такая модель соответствует ситуации, когда мы способны выполнить внешнее измерение робота, но не очень точно. Мы можем видеть (Таблица 1), что эта информация существенно ускоряет алгоритм.

Во второй модификации мы добавляем шум в ответ. Когда целевой алгоритм проводит эксперимент, актуальный ответ R' случайно выбран из интервала $(R(1-b), R(1+b))$, где $R=F(P^*,C)$ и b является параметром уровня шума. В этих условиях за приемлемое время ААК был не способен выполнить 1% точность захвата целевого объекта. Результат в таблице 1 показывает, что ААК, тем не менее, может работать с пониженной точностью. Увеличение шума ведет к большему количеству итераций, но алгоритм способен схватить целевой объект.

Реализация на работе

Последняя серия экспериментов была проведена с настоящей робототехнической рукой. Рука имеет 5 степеней свободы, однако лишь 3 из них перемещают робота в плоскости. Поэтому робот соответствует нашей модели с количеством звеньев $n=3$. Мы использовали оптическое распознавание, для получения координаты эффектора. Эффектор был окрашен в яркий цвет, и его местонахождение определялось простым алгоритмом оптического распознавания.

Работа ААК с реальным роботом отличается от работы с моделью, только в момент проведения эксперимента. В случае модели, отображение $R=F(P,C)$ рассчитывается; в случае робота, командный вектор C посылается роботу и затем R измеряется с помощью оптического распознавания.

Таблица 4. Результаты запуска ААК на модели с шумом в ответе. (с шумом уровня b) и начальными неточными измерениями (неточность p) для $n=3$ и $\epsilon_2 = 0,05L$. Среднее для 100 запусков.

| | b | | | |
|------|------|-----|------|-----|
| p | 0.05 | 0.1 | 0.15 | 0.2 |
| 0.05 | 4.1 | 5.3 | 5.7 | 6.6 |
| 0.1 | 5.8 | 6.2 | 7.4 | 7.9 |

| | | | | |
|------|-----|------|------|------|
| 0.15 | 8.5 | 8.7 | 9.2 | 9.7 |
| 0.2 | 9.3 | 10.3 | 11.2 | 12.2 |

Очевидно, что в таком эксперименте присутствует шум, поэтому мы установили $\epsilon_2 = 0,05L$. Далее, мы выполнили предварительное измерение робота с помощью намеренно неточной линейки с минимальным делением 5 см. В связи с этими условиями ААК был способен доставить конечный эффектор в заданную точку и откалибровать робота за 5-8 итераций. Среднее число итераций для 50 запусков составило 8.2.

Мы можем сравнить этот результат с запуском ААК на модели одновременно с шумом в ответе и неточных начальных значениях (см. Таблицу 2). Очевидно, что работа ААК на роботе находится в хорошем соответствии с работой на модели.

Обобщение и оценка результатов исследований

Модели, методы, программы и (или) алгоритмы, позволяющие увеличить объем знаний для более глубокого понимания изучаемого предмета исследования новых явлений, механизмов или закономерностей

В ходе исследований было предложено два метода калибровки кинематических цепей (отлаженных на примере робототехнической руки), которые позволяют существенно увеличить качество управления роботами.

Метод, основанный на нейронных сетях, решает частную проблему калибровки кинематических цепей, когда экспериментальная база создана заранее. Его основные возможности:

- существенное улучшение качества позиционирования (поглощение до 95% ошибки)
- одновременная фильтрация систематической ошибки модели и случайной погрешности обратной связи

- возможность работы по частичному измерению положения конечного эффектора
- работа в условиях, когда модель не соответствует реальному устройству ни при каких значениях параметров

Подход к калибровке, основанный на генетических алгоритмах, решает более общую проблему, не только выполняя калибровку робототехнического устройства, но и осуществляя оптимальное управление для скорейшего проведения калибровочных экспериментов. Его основные возможности:

- подбор параметров модели для более полного соответствия модели эксперименту. При этом алгоритм не может работать в условиях, когда модель по существу отличается от реального устройства
- оптимизация построения базы калибровочных экспериментов с целью ее минимизации, обеспечивающее экспоненциальное уменьшение экспериментальной базы
- автоматическое определение готовности калибровки

Каждый из этих методов имеет свои области применения и действий. В целом, описанные в работе алгоритмы в неизменном виде могут быть использованы для калибровки реальных устройств. В исследованиях все алгоритмы были применены для калибровки реальной робототехнической руки. В результате, удалось добиться существенного (на порядок), увеличения ее точности.

В ходе исследований описана модель построения калибровочных экспериментов, основанная не на конкретной физике многозвенного манипулятора, а на общих определениях вектора команд, вектора состояния и вектора параметров. Данные определения естественным образом обобщаются на другие типы роботов и кинематических цепей. Таким образом, сформулирована общая модель проведения калибровочных экспериментов для робототехнических устройств.

Рекомендации по возможности использования результатов НИР в реальном секторе экономики

Результаты проведенных исследований могут быть непосредственно использованы в экономике. При разработке и строительстве кинематических цепей (например, робототехнических манипуляторов) критическим показателем качества этих цепей является точность. Точность кинематической цепи определяет круг работ, в которых может применяться данная цепь. Таким образом, повышение точности кинематической цепи позволяет существенно улучшить качество конечной продукции.

Проведенные исследования позволяют непосредственно повышать качество манипуляторов. В первом разделе указаны и подробно описаны методы калибровки и коррекции манипуляторов, основанные на нейронных сетях. Дополнительным положительным качеством методов является возможность их простой аппаратной реализации на управляющем контроллере робототехнической руки. Вычисление, проводимое с помощью нейронной сети, программируется тривиальным образом, поскольку содержит лишь сложения, умножения, и вызов нелинейных преобразователей. Выполнение коррекции, которое, в случае метода SubA, сводится к прибавлению компенсаторной добавки, также тривиально. Таким образом, методы коррекции, основанные на нейронных сетях, могут быть непосредственно внедрены в реальный экономический сектор по производству манипуляторов.

Проведенные во втором разделе исследования автономных алгоритмов калибровки позволяют выполнять калибровку в случае, когда присутствует правильная физическая модель устройства, но при этом оказывается невозможным измерение конкретных параметров этой модели. Полученный алгоритм полностью автономен, что позволяет отказаться от участия человека в процессе калибровки. Кроме того, показано, что предложенный автономный алгоритм позволяет минимизировать число калибровочных экспериментов. При серийном выпуске манипуляторов необходимо калибровать каждый из них. Соответственно, минимизация числа калибровочных экспериментов позволяет

ускорить и удешевить калибровку выпускаемых изделий. Методы, описанные во втором разделе, также просты в применении на контроллерах устройств: калибровка проводится с привлечением мощных вычислителей, однако результат этой калибровки - уточненные параметры - может применяться и в обсчете модели на контроллере. Таким образом, несмотря на большую сложность, методы автономной калибровки не требуют удорожания конечной продукции.

Калибровка кинематики манипуляторов не являются единственно возможной областью применения указанных алгоритмов. Все указанные алгоритмы сформулированы в общем виде, явно оперируя с тремя векторами: вектором команд, вектором состояния и вектором параметров. Данная трактовка является достаточно общей, чтобы выразить в ней многие робототехнические устройства. Так, состоянием мобильных колесных или гусеничных устройств будут вектора их линейной и угловой скорости и ускорений, командами - подача сигналов на двигатели, а параметрами - коэффициент проскальзывания колес или гусениц, масса, зависимость скорости двигателя от поданного сигнала и т.д. Для калибровки динамики манипуляторов в качестве состояния выбирается также скорость и ускорение, команд - угловые ускорения суставов, параметров - динамические характеристики манипулятора. После такого описания, к другим задачам робототехники могут быть применены методы, описанные в настоящей работе.

Внедрение результатов проекта в образовательную деятельность

По результатам проведения научных исследований внесены изменения в учебный курс «Нейронные сети» в объеме 4 академических часов:

1. Лекция «Методы контроля обучения нейронных сетей» включает в себя рекомендации по выбору размера нейронной сети, контролю за процессом обучения, создания обучающих и контрольных выборок, а

также общую модель вычислительного эксперимента по обучению нейронной сети

2. Лекция «Приложения нейронных сетей и генетических алгоритмов» расширена за счет приведения результатов исследования, демонстрируя тем самым приложения нейронных сетей к реальной задаче калибровки кинематической сети.

За время работы над проектом, автором был также разработан специальный курс «Робототехника», также содержащий результаты выполнения НИР в объеме 8 академических часов:

1. Лекция «Кинематические цепи и их калибровка» приводит основные понятия, связанные с кинематическими цепями и их калибровкой: нотация Денавитта-Хартенберга, погрешность позиционирования и прогноза, математическая постановка задачи калибровки, эффект калибровки для управления реальными устройствами.
2. Лекция «Традиционные методы калибровки кинематических цепей» содержит материалы аналитического обзора, выполненного в рамках 1 этапа работ по договору: стадии организации калибровочного эксперимента, градиентные методы, поиск по табу и другие, демонстрирует их ограничения для сложных задач (калибровка динамики, калибровка мобильных роботов, автономная калибровка)
3. Лекция «Нейронные сети для калибровки» содержит результаты материалов аналитического обзора, связанные с применением нейронных сетей для калибровки кинематических цепей, а также результаты, описанные в 1 разделе настоящего отчета. Также приводится обобщение результатов на случай произвольного робота.
4. Лекция «Автономная калибровка» содержит результаты материалов аналитического обзора, связанные с методом поиском оптимального плана калибровочного эксперимента, основанным на индексе наблюдаемости, а также результаты, описанные во 2 разделе настоящего отчета.

Также на базе имеющегося материального обеспечения подготовлены следующие стенды для проведения практических занятий по курсу робототехника, непосредственно включающие в себя калибровочные алгоритмы:

- Программно-аппаратный комплекс «Робототехническая рука с 4 степенями свободы»
- Программно-аппаратный комплекс «Робототехническая рука с 5 степенями свободы»
- Программно-аппаратный комплекс «Гусеничный мобильный робот».

Публикации результатов НИР

Справка об открытом опубликовании

См. на следующей странице.



ФЕДЕРАЛЬНОЕ АГЕНТСТВО ПО ОБРАЗОВАНИЮ
ГОСУДАРСТВЕННОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ПРОФЕССИОНАЛЬНОГО ОБРАЗОВАНИЯ
УРАЛЬСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
им. А.М.Горького

620083, г. Екатеринбург, пр. Ленина, 51 Тел. /343/ 350 74 20 Факс: /343/ 350 74 01
электронная почта: doc_office@usu.ru http://www.usu.ru

№ _____
На № _____ от _____

Г

Г

**В Министерство образования и науки
Российской Федерации**

Администрация Уральского государственного университета им. А.М. Горького направляет статью ассистента кафедры алгебры и дискретной математики, кандидата физико-математических наук Ю.С. Окуловского «Алгоритм активного автоматического исследования: использование двух взаимосвязанных эволюционных алгоритмов для автономной калибровки робота» и удостоверяет, что в статье не содержатся сведения, запрещенные к опубликованию в открытой печати.

Статья обсуждена на заседании кафедры алгебры и дискретной математики УрГУ и рекомендована к опубликованию.

Проректор по инновационной деятельности

В.В. Кружаев

Копии статей, опубликованных в журнале ВАК или зарубежном журнале с обязательной ссылкой на проведение НИР в рамках реализации ФЦП «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России» на 2009 – 2013 годы.

Окуловский Ю.С. Алгоритм активного автоматического исследования: использование двух взаимосвязанных эволюционных алгоритмов для автономной калибровки робота// Системы управления и информационные технологии, 1(39), 2010. - С. 96-99

СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ И ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКИЙ ЖУРНАЛ

Основан в 1995 г.

**2010
№ 1(39)**

Москва-Воронеж

Научная книга



2010

**Институт проблем управления им. В.А.Трапезникова РАН
Воронежский государственный технический университет**

Журнал зарегистрирован в Министерстве Российской Федерации по делам печати, телерадиовещания и средств массовых коммуникаций ПИ N77-15616 от 20 мая 2003 г.

ISSN 1729-5068

Журнал выходит четыре раза в год

**СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ И ИНФОРМАЦИОННЫЕ
ТЕХНОЛОГИИ**

РЕДАКЦИОННАЯ КОЛЛЕГИЯ:

Главный редактор **С.Л.Подвальный**, д-р техн. наук, профессор

Ответственный секретарь **О.Я.Кравец**, д-р техн. наук, профессор

ЧЛЕНЫ РЕДАКЦИОННОЙ КОЛЛЕГИИ:

В.Л.Бурковский, д-р техн. наук, профессор

М.Г.Матвеев, д-р техн. наук, профессор

Е.С.Подвальный, д-р техн. наук, профессор

О.В.Родионов, д-р техн. наук, профессор

Ю.А.Савинков, д-р техн. наук, профессор

Е.Д.Федорков, д-р техн. наук, профессор

А.Н.Чекменев, д-р техн. наук

А.И.Шиянов, д-р техн. наук, профессор

РЕДАКЦИОННЫЙ СОВЕТ:

Председатель совета **В.Н.Бурков**, д-р техн. наук, профессор

ЧЛЕНЫ РЕДАКЦИОННОГО СОВЕТА:

В.С.Балакирев, д-р техн. наук, профессор

Д.И.Батищев, д-р техн. наук, профессор

С.А.Баркалов, д-р техн. наук, профессор

С.Л.Блюмин, д-р физ.-мат. наук, профессор

С.Н.Васильев, академик РАН

Т.В.Киселева, д-р техн. наук, профессор

В.Н.Козлов, д-р техн. наук, профессор

В.В.Кондратьев, член-корр. РАН

В.Н.Кузнецов, д-р техн. наук, профессор

Л.А.Кузнецов, д-р техн. наук, профессор

О.Л.Кузнецов, д-р техн. наук, профессор

Я.Е.Львович, д-р техн. наук, профессор

Д.А.Новиков, член-корр. РАН

И.П.Норенков, д-р техн. наук, профессор

С.Л.Подвальный, д-р техн. наук, профессор

С.А.Редкозубов, д-р техн. наук, профессор

А.С.Рыков, д-р техн. наук, профессор

Ю.С.Сахаров, д-р техн. наук, профессор

А.Ю.Силантьев, д-р техн. наук, профессор

Б.Я.Советов, д-р техн. наук, профессор

В.И.Строгонов, д-р техн. наук, профессор

И.Г.Уразбахтин, д-р техн. наук, профессор

В.Н.Фролов, д-р техн. наук, профессор

Л.П.Холпанов, д-р техн. наук, профессор

Статьи, поступающие в редакцию, рецензируются. За достоверность сведений, изложенных в статьях, ответственность несут авторы публикаций. Мнение редакции может не совпадать с мнением авторов материалов. При перепечатке ссылка на журнал обязательна.

Материалы публикуются в авторской редакции.

Дизайн обложки Т.А.Бурковская

Адрес редакции:

394026 Воронеж, Московский проспект, дом
179, корпус 3, комн. 314

Телефон: (4732)437718 Факс: (4732)417791 авт

E-mail: csit@bk.ru

<http://www.sbook.ru/csit/>

Издатель: ООО Издательство "Научная книга"

<http://www.sbook.ru>

Подписано в печать 28.02.2010. Заказ 37. Тираж 500. Усл. печ. л. 14,0. Уч.-изд. л. 19,2.

© Системы управления и информационные технологии, 2010

УДК 004.896

АЛГОРИТМ АКТИВНОГО АВТОМАТИЧЕСКОГО ИССЛЕДОВАНИЯ: ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ДВУХ ВЗАИМОСВЯЗАННЫХ ЭВОЛЮЦИОННЫХ АЛГОРИТМОВ ДЛЯ АВТОНОМНОЙ КАЛИБРОВКИ РОБОТА

Ю.С.Окуловский

Описывается алгоритм автоматизации индуктивных рассуждений, основанный на моделировании активного исследовательского процесса. Приведено исследование эффективности этого алгоритма для задачи калибровки робота.

Введение¹

Одной из фундаментальных проблем искусственного интеллекта является моделирование человеческого мышления. Эта проблема возникла одновременно с понятием искусственного интеллекта [1], но до сих пор является нерешенной. Современные интеллектуальные системы разрабатываются на основе анализа и имитационного моделирования различных видов мышления. Анализ дедуктивного мышления с использованием формальной логики привел к разработке экспертных систем [2], которые являются исследованной областью теории искусственного интеллекта. С другой стороны, создание адекватной модели индуктивного мышления остается открытой проблемой.

Индуктивное мышление включает построение теорий, объясняющих экспериментальные данные. В работе [3] авторы успешно применили эволюционные алгоритмы для нахождения аналитической формы естественных законов. Этот алгоритм находит строковое представление закона (например, $z = \sin(x) + \cos(y)$, где x , y , z – измеренные данные), которое удовлетворяет измеренным данным. Модель мышления, находящаяся в основе этого алгоритма, очевидна. Исследователь получает данные через пассивные наблюдения и затем пытается объяснить их, рассматривая различные объяснения. В итоге, он выбирает теорию, оптимальную по критериям соответствия закона эксперимента и простоты закона.

В нашей работе мы усложняем модель исследования. Вместо пассивного объяснения данных, наш «исследователь» активно проводит эксперименты, находит теорию, которая объясняет полученные результаты, затем обеспечивает дополнительные эксперименты, чтобы опровергнуть эту теорию, и далее улучшает

ее таким образом, что она удовлетворяет и новым экспериментам. Мы описываем алгоритм, который реализует эту модель исследования. Алгоритм состоит из двух эволюционных алгоритмов. Каждый из них использует выход другого для построения функции приспособленности. Такая взаимосвязь генетических алгоритмов делает реализацию активного исследования прозрачной: пока первый алгоритм пытается объяснить данные, второй пытается опровергнуть объяснение.

Наш алгоритм оттестирован на задаче калибровки робота, т.е. задаче определения реальных параметров робота в модели. Во многих случаях, калибровка робота может быть обеспечена внешними измерениями перед началом работы робота. Этот подход широко используется в промышленных роботизированных системах [4]. Однако, если параметры робота изменяются, пока он работает, то постоянное внешнее измерение этих параметров невозможно, в особенности, если робот работает в удаленных или небезопасных местах. Более того, определение параметров окружающих сред может быть также рассмотрено как часть калибровки. Например, внешнее измерение силы сцепления шины с поверхностью на другой планете может быть измерено только роботом, но в то же время робот должен знать этот параметр для того, чтобы перемещаться. Таким образом, сцепление должно быть откалибровано только «на ходу». Автономная калибровка робота является интенсивно изучаемым подходом в робототехнике (см., например, [5-7]).

Неформально, предлагаемый подход к автономной калибровке похож на поведение младенца. Когда младенец пытается дотянуться до игрушки, он не знает ни точной координаты игрушки, ни параметров своего тела. Но он продолжает попытки, и со временем строит подсознательную модель реальности и становится способным эффективно работать в этой реальности. Это поведение часто рассматривается как исследование, примененное к повседневной реальности. Представление ребенка как маленького ученого было предложено в [8]. Таким образом, автономная калибровка – это адекватный, но относительно простой пример индуктивного мышления и автоматического исследования.

¹Работа поддержана федеральной целевой программой «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России (2009-2013)», НК-291П.

Полученный в результате алгоритм калибровки робота имеет важное самостоятельное значение. Перечислим основные отличия от известных алгоритмов автоматической калибровки. Предлагаемый алгоритм способен работать с роботом и его моделью, как с «черным ящиком», в то время как известные решения требуют аналитического знания о модели. Кроме того, алгоритм работает по произвольной обратной связи, в то время как для известных алгоритмов необходимо знание о положении конечного эффектора. Также разработанный алгоритм позволяет калибровать произвольные параметры системы, в то время как существующие алгоритмы нацелены на кинематические и, реже, динамические параметры многозвенных манипуляторов.

Алгоритм

Мы предполагаем, что известна общая модель робота. Пусть конкретный робот может быть определен вектором параметров P . Если модель робота – это одно соединение, P может быть вектором (l, t, o, r) , т.е. параметрами Дена-вита-Хартенберга для длины, изгиба, отклонения и вращения соединения соответственно [9]. Реальный робот, который калибруется с помощью алгоритма автономной калибровки (далее ААК), описывается параметром P^* . Цель ААК состоит в нахождении P^* .

Робот может провести эксперимент: получить команду, выполнить ее и вернуть результат. Мы предполагаем, что команда может быть представлена как командный вектор C , и результат может быть представлен как вектор результата R . Мы можем рассматривать эксперименты как отображение $R = F(P, C)$, где F задается моделью робота. Для одного соединения команда может быть двумерным вектором $(\Delta o, \Delta r)$ со значениями изменения отклонения и вращения соответственно. Результат может быть вектором (x, y, z) с координатами конечного эффектора.

Экспериментальная база содержит информацию о проведенных экспериментах. Каждый эксперимент представлен парой (C, R) где C – командный вектор и R – измеренный результат, то есть $R = F(P^*, C)$. Мы заносим результаты в экспериментальную базу в виде следующего множества: $\{(C_i, R_i) : i = 1, \dots, k\}$, где k – это текущая итерация ААК. Изначально экспериментальная база содержит только одну запись, (C_1, R_1) , где C_1 – это случайный вектор.

Калибровочный алгоритм пытается объяснить экспериментальную базу. Он ищет векторы параметров P такие, для которых низко значение ошибки $w(P)$, где

$$w(P) = \frac{\sum_{i=1}^k \|F(P, C_i) - R_i\|}{k} \quad (1)$$

Чем ниже значение ошибки, тем лучше P объясняет экспериментальную базу. Мы можем также ассоциировать другое значение с P – его отклонение $d(P)$, $d(P) = \|P - P^*\|$. Цель ААК – это минимизация отклонения. Вектор параметров с низким отклонением всегда имеет низкое значение ошибки, но не наоборот. Минимизировать отклонение напрямую невозможно, поскольку значение P^* неизвестно ААК. В компьютерном эксперименте с моделями, мы рассчитываем d для наблюдения за работой алгоритма, но никогда не используем это значение внутри ААК.

Калибровочный алгоритм хранит векторы параметров в объясняющем множестве. Когда экспериментальная база мала, может быть найдено много различных векторов с низким значением ошибки. Чтобы избежать ситуации, когда их значения находятся в том же самом локальном минимуме, калибровочный алгоритм запускается многократно, за счет чего достигается представление различных локальных минимумов в объясняющем множестве. Векторы в объясняющем множестве обозначены как P_1, P_2, \dots, P_n , и пусть $w(P_i) < w(P_{i+1})$.

Целевой алгоритм может работать в одном из двух режимов. Изначально, он запускается в расщепляющем режиме. В этом режиме он находит команду C такую, что она подтверждает некоторые параметры в объясняющем множестве и отвергает другие. Формально целевой алгоритм минимизирует значение

$$s(C) = \sum_{i=1}^n \|F(P_i, C) - z(C)\| \quad (2)$$

где

$$z(C) = \frac{\sum_{i=1}^n F(P_i, C)}{n} \quad (3)$$

Чем выше $s(C)$, тем четче будет разделение объясняющего множества. После нахождения лучшего варианта команды C , целевой алгоритм вычисляет прогноз $V = F(P_1, C)$, и затем выполняет эксперимент. Пусть R – результат эксперимента, $R = (P^*, C)$. Информация об эксперименте (C, R) сохраняется в экспериментальной базе. Затем целевой алгоритм определяет режим для следующей итерации. Если R достаточно близко к V , то есть $\|R - V\| < \epsilon$, алгоритм предполагает, что P_1 также достаточно близок к P^* . В этом случае, в следующий раз целевой алгоритм будет работать в контролирующем режиме; иначе он будет работать снова в расщепляющем режиме.

В контролирующем режиме целевой алгоритм пытается выполнить желаемое поведение, т.е. находит C такое, что

$$u(C) = \|F(C, P) - B\| \rightarrow \min \quad (4)$$

где B – это желаемый ответ. Желаемый ответ является исходным данным ААК. После нахождения подходящего C , прогноз V и ответ R рассчитываются так же, как и в расщепляющем режиме. Если значение $\|R - B\| < \epsilon_2$, где ϵ_2 – параметр, ААК останавливается. Иначе, целевой алгоритм выбирает режим для следующей итерации, как и в расщепляющем режиме.

Эксперимент

ААК был протестирован в вычислительном эксперименте с моделью руки робота, работающей в двух измерениях, имеющей n звеньев и n соединений. Рука пытается взять цель, которая расположена на достижимом рукой пространстве. Вектор параметров имеет форму $(l_1, l_2, \dots, l_n, x, y)$, где l_i – это длина i -того звена, и x, y – это координаты цели. Командный вектор может быть представлен как $(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$ где α_i – это угол поворота i -того соединения. Ответом является одномерный вектор (q) , где q – это расстояние между конечным эффектором руки и целью. Схема модели показана на рис. 1.

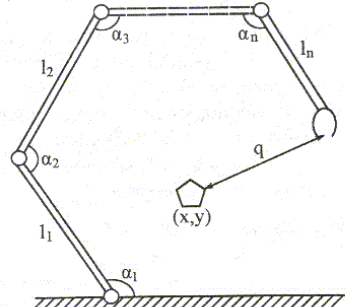


Рис. 1. Схема модели робота.

Целевое поведение робота – захват цели, т.е. $B = (0)$. Константы установлены следующим образом: $\epsilon_1 = 0,05L$, $\epsilon_2 = 0,01L$, где

$$L = \sum_{i=1}^n l_i \quad (5)$$

Другими словами, для остановки ААК рука должна демонстрировать 1% точности, когда берет целевой объект.

Изначально, ААК не знает ни параметров руки, ни расположения цели. Но после нескольких экспериментов, рука становится способной взять целевой объект. Основной показатель работы алгоритма – это минимизация количества экспериментов, сделанных алгоритмом перед захватом цели. Зависимость числа экспериментов ААК числа звеньев n приведена

в табл. 1.

Таблица 1

Результаты численного эксперимента. I: число итераций ААК c_n для каждого количества звеньев n ; II: число итерации ААК c_p для различной начальной точности p , с числом звеньев $n = 10$; III: число итераций ААК c_b для различного уровня шума b при $n = 5$, $c_2 = 0,05L$

| I | II | | III | |
|----|-------|------|-------|------|
| | c_n | p | c_p | b |
| 5 | 9.3 | 0.05 | 7.2 | 0 |
| 7 | 11.2 | 0.1 | 9.1 | 0.05 |
| 9 | 14.6 | 0.15 | 11.7 | 0.1 |
| 11 | 17.1 | 0.2 | 13.5 | 0.15 |
| 13 | 20.6 | 0.25 | 15.4 | 0.2 |
| 15 | 22.1 | 1 | 15.1 | 0.25 |

Эксперименты показали, что успешный захват целевого объекта почти всегда сопровождается нахождением реальных параметров робота. Зависимость отклонения наилучшего найденного вектора параметров от размера экспериментальной базы показана на рис. 2. Отклонение мало на момент захвата цели.

Также интересно сравнить ААК с другими, более очевидными алгоритмами. В алгоритмах КА-1 и КА-2 мы запускаем тот же калибровочный алгоритм, но без целевого алгоритма. В КА-1, экспериментальная база заполнена экспериментами со случайными командами; в КА-2 она заполнена экспериментами с командами C^{ij} , где

$$C^{ij}[k] = \begin{cases} j, & \text{если } i = k \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \quad (6)$$

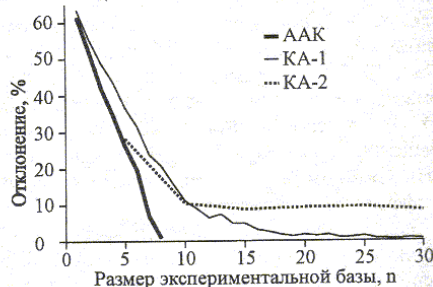


Рис. 2. Сравнение КА-1, КА-2 и ААК (усреднение для 100 запусков алгоритмов)

Экспериментальная база сформирована командами C^{ij} для всех $i = 1, \dots, n-1$, $j = 1, 1-\beta, 1-2\beta, \dots, \gamma$, где γ – это действительный остаток $1/\beta$, β – параметры, определяющие размер экспериментальной базы. Зависимость отклонения наилучшего найденного вектора параметров от размера экспериментальной базы для алгоритмов КА-1 и КА-2 также приведена на рис. 2. Мы видим, что ААК более эффективен, чем КА-1 и КА-2. Поскольку процедура калиб-

ровки одинакова во всех трех алгоритмах, различие вызвано способом, которым мы заполняем экспериментальную базу. Это доказывает эффективность активного исследования, где каждый эксперимент основан на существующих теориях.

В других вычислительных экспериментах мы проверяем ААК с дополнительными условиями. В первой модификации мы предоставляем ААК неточную информацию о реальном роботе. В этом случае, калибровочный алгоритм порождает начальные параметры вектора не случайно, а выбирает $P[i]$ из интервала $(P*[i](1-p), P*[i](1+p))$, где p является параметром. Такая модель соответствует ситуации, когда мы способны выполнить внешнее измерение робота, но не очень точно. Мы можем видеть (табл. 1), что эта информация существенно ускоряет алгоритм.

Во второй модификации мы добавляем шум в ответ. Когда целевой алгоритм проводит эксперимент, актуальный ответ R' случайно выбран из интервала $(R(1-b), R(1+b))$, где $R=F(P,C)$ и b является параметром уровня шума. В этих условиях за приемлемое время ААК был не способен выполнить 1% точность захвата целевого объекта. Результат в табл. 1 показывает, что ААК, тем не менее, может работать с пониженной точностью. Увеличение шума ведет к большему количеству итераций, но алгоритм способен схватить целевой объект.

Реализация на роботе

Последняя серия экспериментов была проведена с настоящей робототехнической рукой. Рука имеет 5 степеней свободы, однако 3 из них перемещают робота в плоскости. Поэтому робот соответствует нашей модели с количеством звеньев $n=3$. Мы использовали оптическое распознавание для получения координаты эффектора. Эффектор был окрашен в яркий цвет, и его местонахождение определялось простым алгоритмом оптического распознавания.

Работа ААК с реальным роботом отличается от работы с моделью, только в момент проведения эксперимента. В случае модели, отображение $R=F(P,C)$ рассчитывается; в случае робота, командный вектор C посылается роботу и затем R измеряется с помощью оптического распознавания.

Очевидно, что в таком эксперименте присутствует шум, поэтому мы установили $\epsilon_2 = 0,05L$. Далее, мы выполнили предварительное измерение робота с помощью намеренно неточной линейки с минимальным делением 5 см. В связи с этими условиями ААК был способен доставить конечный эффектор в заданную точ-

ку и откалибровать робота за 5-8 итераций. Среднее число итераций для 50 запусков составило 8.2.

Таблица 2

Результаты запуска ААК на модели с шумом в ответе (с шумом уровня b) и начальными неточными измерениями (неточность p) для $n=3$ и $\epsilon_2 = 0,05L$. Среднее для 100 запусков

| p | b | | | |
|------|------|------|------|------|
| | 0.05 | 0.1 | 0.15 | 0.2 |
| 0.05 | 4.1 | 5.3 | 5.7 | 6.6 |
| 0.1 | 5.8 | 6.2 | 7.4 | 7.9 |
| 0.15 | 8.5 | 8.7 | 9.2 | 9.7 |
| 0.2 | 9.3 | 10.3 | 11.2 | 12.2 |

Мы можем сравнить этот результат с запуском ААК на модели одновременно с шумом в ответе и неточных начальных значениях (см. табл. 2). Очевидно, что работа ААК на роботе находится в хорошем соответствии с работой на модели.

Список использованных источников

1. McArthur J., Minsky M., Rochester N., Shannon C. A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence, 1955, 398.
2. Jackson P. Introduction to expert systems. Addison Wesley, 1998, 542.
3. Schmidt M., Lipson H. Distilling free-form natural laws from experimental data. Science, 2009, 324.
4. Bernhardt R., Albright S. Robot Calibration. London: Chapman and Hall. 1993, 311.
5. Hefe J. Real-Time Photogrammetric Algorithms for Robot Calibration. International Archives on Photogrammetry and Remote Sensing IAPRS. ISPRS Commission V Symposium. Corfu. 2002. V(XXXIV,5): 33-38.
6. Garcia C. Fully Vision-based Calibration of a Hand-Eye Robot. Autonomous Robots. 1999, 6: 223-238.
7. Roy N., Thrun S. Online self-calibration for mobile robots. In Proc. of the IEEE/RSJ international conference on robotics and automation (ICRA). Detroit, MI, 1999, 15(5): 948-952.
8. Inhelder B., Piaget J. The growth of logical thinking from childhood to adolescence. New York: Basic Books, 1958, 310.
9. Denavit J., Hartenberg R.S. A kinematic notation for lower-pair mechanisms based on matrices. ASME Journal of Applied Mechanics, 1955, 77: 215-221.

Уральский государственный университет
им. А.М.Горького, г. Екатеринбург

Заключение

В настоящем отчете описаны методы калибровки кинематических цепей, основанные на нейронных сетях и генетических алгоритмах, проведен сравнительный анализ данных методов, указано применение в образовательном процессе и реальном секторе экономики. Полученные результаты соответствуют мировому уровню, что подтверждается ранее созданным аналитическим обзором по выполненной проблеме.

Список использованной литературы

- [1] Bernhardt R. Robot calibration. London: Chapman & Hall - 1993.
- [2] Denavit, J., Harterberg, R.S. A kinematic notation for lower-pair mechanisms based on matrices. Trans. ASME J. Applied Mechanics. 1955. pp. 215-221.
- [3] Horning, R. J. A comparison of identification techniques for robot calibration. (Submitted in partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science, Project Advisor: Dr. Wyatt Newman). Case Western Reserve University. 1998.
- [4] Young, K.Y., Chen, J.J. Implementation of a Variable D-H Parameter Model for Robot Calibration Using an FCMAC Learning Algorithm. Journal of Intelligent and Robotic Systems. 1999. N. 24. pp. 313–346.
- [5] Sato, O., Shimojima, K., Furutani, R., Takamasu, K. Artefact calibration of parallel mechanism, kinematic calibration with a priori knowledge. Measurement Science and Technology. 2004. N. 15. pp. 1158–1165.
- [6] Renders, J.M., Rossignal, E., Becquet, M., and Hanus, M. Kinematic calibration and geometrical parameter identification, for robots. IEEE Trans. Robotics and Automation. 1991. N 7. pp. 721-732.
- [7] Josin, G., Charney D., White, D. Robot Control using Neural Networks. Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks. 1988. V. 2. pp. 625-631.

- [8] Xu, W. L., Wurst, K. H., Watanabe, T., Yang, S. Q. Calibrating a Modular Robotic Joint Using Neural Network Approach. Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks. 1994. V. 5. pp. 2720-2725.
- [9] Wright, A. H., Genetic algorithms for real parameter optimization. Foundations of Genetic Algorithms, Rawlins, G. (Ed.). 1991
- [10] Dolinsky, J. U., Jenkinson, I. D., Colquhoun, G. J. Application of genetic programming to the calibration of industrial robots. Computers in Industry. 2007. N. 58. pp. 255-264.
- [11] Borm, J.H., Menq, C.H. Determination of optimal measurement configurations for robot calibration based on observability measure. J. of Robotic Systemes. 1991. N. 10(1). pp. 51-63.
- [12] Driels, M. R., Pathre, U. S. Significance of observation strategy on the design of robot calibration experiments. J. of Robotic Systemes. 1990. N. 7(2). pp. 197-223.
- [13] Nahvi, A., Hollerbach, J.M. The noise amplification index for optimal pose selection in robot calibration. In ICRA. Minneapolis. 1996. pp. 647-654.
- [14] Симон Хайкин. Нейронные сети – полный курс. Второе издание. М., Вильямс – 2003.
- [15] Окуловский Ю.С. A model and implementation of universal engine for neural systems. 9-й международная конференция «Интеллектуальные системы и компьютерные науки», труды конференции, II том. С. 21-24. Москва: Изд-во механико-математического факультета МГУ - 2006
- [16] Конончук Д.О., Окуловский Ю.С. Универсальный пакет поддержки интеллектуальных вычислений GANS. VI Всероссийская межвузовская конференция молодых ученых. Труды конференции. Выпуск 4. Математическое моделирование и программное обеспечение. С. 151-157. Санкт-Петербург: СПбГУИТМО - 2009.
- [17] Окуловский Ю.С. Программный комплекс обеспечения интеллектуальных вычислений. Дисс. на соискание ученой степени к.ф.-м.н., 05.13.18 – математическое моделирование, численные методы и

комплексы программ, Уральский государственный университет, 111 с,
дата защиты: 21.10.2009, дата утверждения: 14.02.2010.

- [18] McKAthy, J., Minsky, M., Rochester, N., Shannon, C. A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence, 1955, 398.
- [19] Jackson, P. Introduction to expert systems. Addison Wesley, 1998, 542.
- [20] Schmidt, M., Lipson, H. Distilling free-form natural laws from experimental data. Science, 2009, 324.
- [21] Hefele, J. Real-Time Photogrammetric Algorithms for Robot Calibration. International Archives on Photogrammetry and Remote Sensing IAPRS. ISPRS Commission V Symposium. Corfu. 2002. V(XXXIV,5): 33-38.
- [22] Garcia, C. Fully Vision-based Calibration of a Hand-Eye Robot. Autonomous Robots. 1999,6: 223–238
- [23] Roy, N., Thrun, S. Online self-calibration for mobile robots. In Proc. of the iee/rsj international conference on robotics and automation (icra). Detroit, MI, 1999, 15(5): 948–952.
- [24] Inhelder, B., Piaget, J. The growth of logical thinking from childhood to adolescence. New York: Basic Books, 1958, 310.

Приложение

Сводная таблица результатов вычислительных экспериментов по обучению нейронных сетей. Для каждого эксперимента приведены результаты методов, которые в ней участвовали. В первой колонке указана погрешность управления, во второй – абсорбция погрешности по управлению, в третьей – абсорбция ошибки обратной связи.

| | | | |
|---------------|-------|--------|----|
| Alpha.log | | | |
| For | 6,41% | -1,36% | 0% |
| Back | 3,25% | 47,27% | 0% |
| Dif | 1,12% | 81,88% | 0% |
| SubX | 1,49% | 76,44% | 0% |
| SubA | 0,73% | 87,81% | 0% |
| Beta-50-3.log | | | |
| For | 2,09% | 65,81% | 0% |

| | | | |
|---------------|-------|--------|----|
| Back | 2,73% | 54,79% | 0% |
| Dif | 0,83% | 86,51% | 0% |
| SubX | 0,56% | 90,66% | 0% |
| SubA | 0,76% | 87,14% | 0% |
| Beta-50-5.log | | | |
| For | 1,87% | 69,12% | 0% |
| Back | 2,25% | 62,75% | 0% |
| Dif | 0,82% | 86,39% | 0% |

| | | | |
|---------------|--------|----------|----|
| SubX | 0,49% | 91,72% | 0% |
| SubA | 0,77% | 87,09% | 0% |
| Beta-50-7.log | | | |
| For | 2,47% | 60,09% | 0% |
| Back | 2,4% | 59,82% | 0% |
| Dif | 1,07% | 82,58% | 0% |
| SubX | 0,61% | 90,02% | 0% |
| SubA | 0,81% | 86,56% | 0% |
| Beta-50-9.log | | | |
| For | 1,81% | 69,77% | 0% |
| Back- | 2,13% | 64,85% | 0% |
| Dif | 0,84% | 86,25% | 0% |
| SubX | 0,5% | 91,59% | 0% |
| SubA | 0,73% | 87,73% | 0% |
| Beta-70-3.log | | | |
| For | 9,94% | -54,94% | 0% |
| Back | 6,36% | 10,41% | 0% |
| Dif | 2,68% | 61,98% | 0% |
| SubX | 2,26% | 66,13% | 0% |
| SubA | 1,05% | 83,89% | 0% |
| Beta-70-5.log | | | |
| For | 5,93% | 8,75% | 0% |
| Back | 4,06% | 37,36% | 0% |
| Dif | 2,71% | 73,44% | 0% |
| SubX | 2,45% | 60,23% | 0% |
| SubA | 0,98% | 84,13% | 0% |
| Beta-70-7.log | | | |
| For | 9,66% | -55,2% | 0% |
| Back | 5,29% | 19,73% | 0% |
| Dif | 1,85% | 79,35% | 0% |
| SubX | 1,87% | 71,59% | 0% |
| SubA | 1,14% | 81,53% | 0% |
| Beta-70-9.log | | | |
| For | 5,31% | 26,08% | 0% |
| Back | 4,16% | 40% | 0% |
| Dif | 1,61% | 78,12% | 0% |
| SubX | 1,72% | 74,06% | 0% |
| SubA | 0,99% | 84,65% | 0% |
| Beta-90-3.log | | | |
| For | 18,22% | -182,34% | 0% |

| | | | |
|----------------------|--------|-----------|----|
| Back | 11,02% | -71,8% | 0% |
| Dif | 5,65% | 27,04% | 0% |
| SubX | 5,36% | 28,1% | 0% |
| SubA | 1,33% | 78,81% | 0% |
| Beta-90-5.log | | | |
| For | 10,67% | -59,07% | 0% |
| Back | 9,27% | -30,47% | 0% |
| Dif | 6,48% | 36,45% | 0% |
| SubX | 5,76% | 37,18% | 0% |
| SubA | 1,19% | 81,65% | 0% |
| Beta-90-7.log | | | |
| For | 10,33% | -47,29% | 0% |
| Back | 8% | -18,62% | 0% |
| Dif | 2,64% | 70,96% | 0% |
| SubX | 2,03% | 72,75% | 0% |
| SubA | 1,26% | 79,66% | 0% |
| Beta-90-9.log | | | |
| For | 10,03% | -41,79% | 0% |
| Back | 8,78% | -21,76% | 0% |
| Dif | 5,52% | 54,05% | 0% |
| SubX | 4,48% | 44,71% | 0% |
| SubA | 1,19% | 81,4% | 0% |
| Gamma-fine-00-00.log | | | |
| For | 12,93% | -1574,56% | 0% |
| Back | 5,84% | -653,77% | 0% |
| Dif | 0,36% | 59,58% | 0% |
| SubX | 0,28% | 61,39% | 0% |
| SubA | 0,15% | 79,34% | 0% |
| Gamma-fine-03-00.log | | | |
| For | 6,66% | -558,71% | 0% |
| Back | 5,45% | -593,63% | 0% |
| Dif | 0,18% | 78,58% | 0% |
| SubX | 0,19% | 75,05% | 0% |
| SubA | 0,12% | 85,19% | 0% |
| Gamma-fine-03-03.log | | | |
| For | 6,24% | -531,2% | 0% |
| Back | 4,33% | -489,34% | 0% |
| Dif | 0,14% | 82,09% | 0% |
| SubX | 0,15% | 80,54% | 0% |

| | | | |
|----------------------|-------|----------|----|
| SubA | 0,12% | 84,36% | 0% |
| Gamma-fine-05-00.log | | | |
| For | 6,76% | -560,26% | 0% |
| Back | 4,69% | -509,14% | 0% |
| Dif | 0,17% | 80,08% | 0% |
| SubX | 0,16% | 78,16% | 0% |
| SubA | 0,12% | 85,54% | 0% |
| Gamma-fine-05-05.log | | | |
| For | 6,18% | -541,3% | 0% |
| Back | 4,14% | -466,6% | 0% |
| Dif | 0,14% | 82,09% | 0% |
| SubX | 0,15% | 81,11% | 0% |
| SubA | 0,12% | 85,06% | 0% |
| Gamma-fine-10-00.log | | | |
| For | 6,19% | -542,28% | 0% |
| Back | 4,31% | -440,22% | 0% |
| Dif | 0,17% | 80,05% | 0% |
| SubX | 0,16% | 78,81% | 0% |
| SubA | 0,12% | 85,34% | 0% |
| Gamma-fine-10-10.log | | | |
| For | 5,15% | -478,62% | 0% |
| Back | 4,09% | -439,25% | 0% |
| Dif | 0,14% | 82,63% | 0% |
| SubX | 0,15% | 81,57% | 0% |
| SubA | 0,12% | 84,88% | 0% |
| Gamma-fine-20-00.log | | | |
| For | 6,11% | -560,6% | 0% |
| Back | 4,89% | -519,18% | 0% |
| Dif | 0,17% | 79,57% | 0% |
| SubX | 0,16% | 78,67% | 0% |
| SubA | 0,12% | 85,04% | 0% |
| Gamma-fine-20-20.log | | | |
| For | 5,28% | -481,14% | 0% |
| Back | 4,12% | -439,25% | 0% |
| Dif | 0,14% | 82,19% | 0% |
| SubX | 0,14% | 81,83% | 0% |
| SubA | 0,12% | 84,81% | 0% |
| Gamma-fine-40-00.log | | | |
| For | 7,35% | -669,57% | 0% |
| Back | 5,57% | -606,34% | 0% |

| | | | |
|------------------------|--------|----------|----|
| Dif | 0,17% | 79,18% | 0% |
| SubX | 0,18% | 75,05% | 0% |
| SubA | 0,12% | 85,17% | 0% |
| Gamma-fine-80-00.log | | | |
| For | 7,7% | -709,14% | 0% |
| Back | 5,78% | -649,72% | 0% |
| Dif | 0,18% | 78,52% | 0% |
| SubX | 0,23% | 68,18% | 0% |
| SubA | 0,12% | 84,92% | 0% |
| Gamma-medium-00-00.log | | | |
| For | 17,55% | -144,02% | 0% |
| Back | 6,64% | 8,21% | 0% |
| Dif | 3,71% | 45,52% | 0% |
| SubX | 4,09% | 42,89% | 0% |
| SubA | 1,07% | 83,12% | 0% |
| Gamma-medium-03-00.log | | | |
| For | 6,91% | 1,67% | 0% |
| Back | 6,15% | 12,49% | 0% |
| Dif | 2,44% | 68,93% | 0% |
| SubX | 3,11% | 55,36% | 0% |
| SubA | 1,01% | 84,29% | 0% |
| Gamma-medium-03-03.log | | | |
| For | 7,07% | -3,47% | 0% |
| Back | 4,6% | 32,33% | 0% |
| Dif | 3,51% | 58,07% | 0% |
| SubX | 2,95% | 61,83% | 0% |
| SubA | 0,99% | 84,43% | 0% |
| Gamma-medium-05-00.log | | | |
| For | 6,57% | 7,75% | 0% |
| Back | 5,37% | 23,09% | 0% |
| Dif | 3,88% | 52,44% | 0% |
| SubX | 3,62% | 50,91% | 0% |
| SubA | 0,99% | 84,4% | 0% |
| Gamma-medium-05-05.log | | | |
| For | 6,78% | -0,15% | 0% |
| Back | 4,37% | 36,1% | 0% |
| Dif | 2,95% | 64,58% | 0% |
| SubX | 3,04% | 60,63% | 0% |
| SubA | 1,01% | 84,27% | 0% |
| Gamma-medium-10-00.log | | | |

| | | | |
|------------------------|--------|----------|----|
| For | 7,01% | 1,78% | 0% |
| Back | 5,35% | 24,42% | 0% |
| Dif | 3,37% | 57,32% | 0% |
| SubX | 3,59% | 51,93% | 0% |
| SubA | 1% | 84,1% | 0% |
| Gamma-medium-10-10.log | | | |
| For | 7,22% | -3,51% | 0% |
| Back | 4,51% | 33,63% | 0% |
| Dif | 2,9% | 64,74% | 0% |
| SubX | 3,16% | 57,3% | 0% |
| SubA | 1,05% | 84,03% | 0% |
| Gamma-medium-20-00.log | | | |
| For | 8,97% | -23,43% | 0% |
| Back | 5,36% | 25,13% | 0% |
| Dif | 3,61% | 54,43% | 0% |
| SubX | 3,7% | 50,78% | 0% |
| SubA | 1,02% | 83,77% | 0% |
| Gamma-medium-20-20.log | | | |
| For | 6,93% | 0,88% | 0% |
| Back | 4,37% | 35,38% | 0% |
| Dif | 3,01% | 63,36% | 0% |
| SubX | 3,24% | 56,96% | 0% |
| SubA | 1,06% | 84,03% | 0% |
| Gamma-medium-40-00.log | | | |
| For | 11,92% | -61,05% | 0% |
| Back | 6,09% | 15,29% | 0% |
| Dif | 3,72% | 53,2% | 0% |
| SubX | 3,81% | 49,64% | 0% |
| SubA | 1,03% | 83,54% | 0% |
| Gamma-medium-80-00.log | | | |
| For | 13,49% | -81,89% | 0% |
| Back | 6,49% | 10,84% | 0% |
| Dif | 3,94% | 50,13% | 0% |
| SubX | 3,97% | 46,65% | 0% |
| SubA | 1,07% | 83,09% | 0% |
| Gamma-our-00-00.log | | | |
| For | 16,3% | -117,56% | 0% |
| Back | 5,23% | 27,77% | 0% |
| Dif | 3,66% | 58,73% | 0% |
| SubX | 3,37% | 61,3% | 0% |

| | | | |
|---------------------|-------|--------|----|
| SubA | 1,61% | 77,98% | 0% |
| Gamma-our-03-00.log | | | |
| For | 5,31% | 28,97% | 0% |
| Back | 5,38% | 25,72% | 0% |
| Dif | 2,36% | 75,13% | 0% |
| SubX | 3,59% | 58,55% | 0% |
| SubA | 1,48% | 79,32% | 0% |
| Gamma-our-03-03.log | | | |
| For | 6,21% | 14,53% | 0% |
| Back | 3,81% | 47,97% | 0% |
| Dif | 2,38% | 74,35% | 0% |
| SubX | 2,49% | 70,67% | 0% |
| SubA | 1,34% | 81,26% | 0% |
| Gamma-our-05-00.log | | | |
| For | 5,8% | 22,37% | 0% |
| Back | 5,05% | 31% | 0% |
| Dif | 2,35% | 75,7% | 0% |
| SubX | 3,53% | 59,73% | 0% |
| SubA | 1,43% | 79,94% | 0% |
| Gamma-our-05-05.log | | | |
| For | 7,38% | -2,92% | 0% |
| Back | 3,54% | 53,45% | 0% |
| Dif | 2,4% | 74,51% | 0% |
| SubX | 3,33% | 62,05% | 0% |
| SubA | 1,3% | 81,75% | 0% |
| Gamma-our-10-00.log | | | |
| For | 5,91% | 19,52% | 0% |
| Back | 4,97% | 32,55% | 0% |
| Dif | 2,48% | 73,98% | 0% |
| SubX | 3,56% | 59,38% | 0% |
| SubA | 1,42% | 80,28% | 0% |
| Gamma-our-10-10.log | | | |
| For | 5,8% | 20,36% | 0% |
| Back | 4,68% | 37,54% | 0% |
| Dif | 2,7% | 70,68% | 0% |
| SubX | 3,04% | 66,23% | 0% |
| SubA | 1,35% | 81,13% | 0% |
| Gamma-our-20-00.log | | | |
| For | 8,04% | -6,22% | 0% |
| Back | 5,21% | 28,26% | 0% |

| | | | |
|----------------------|--------|---------|----|
| Dif | 2,61% | 72,07% | 0% |
| SubX | 3,56% | 59,48% | 0% |
| SubA | 1,43% | 79,85% | 0% |
| Gamma-our-20-20.log | | | |
| For | 5,89% | 19,66% | 0% |
| Back | 4,16% | 43,4% | 0% |
| Dif | 2,6% | 71,67% | 0% |
| SubX | 3,47% | 60,89% | 0% |
| SubA | 1,36% | 80,94% | 0% |
| Gamma-our-40-00.log | | | |
| For | 9,47% | -22,8% | 0% |
| Back | 5,35% | 26,23% | 0% |
| Dif | 2,7% | 70,79% | 0% |
| SubX | 3,66% | 58,2% | 0% |
| SubA | 1,52% | 78,69% | 0% |
| Gamma-our-80-00.log | | | |
| For | 12,79% | -69,89% | 0% |
| Back | 5,22% | 27,82% | 0% |
| Dif | 2,94% | 67,73% | 0% |
| SubX | 3,51% | 60,03% | 0% |
| SubA | 1,52% | 78,62% | 0% |
| Gamma-phys-00-00.log | | | |
| For | 12,3% | -70,89% | 0% |
| Back | 4,86% | 38,67% | 0% |
| Dif | 4,39% | 49,23% | 0% |
| SubX | 2,68% | 68,68% | 0% |
| SubA | 1,69% | 78,42% | 0% |
| Gamma-phys-03-00.log | | | |
| For | 4,35% | 46,54% | 0% |
| Back | 4,64% | 39,77% | 0% |
| Dif | 1,47% | 82,37% | 0% |
| SubX | 0,91% | 89,1% | 0% |
| SubA | 1,49% | 81,02% | 0% |
| Gamma-phys-03-03.log | | | |
| For | 4,09% | 44,43% | 0% |
| Back | 4,16% | 44,8% | 0% |
| Dif | 1,12% | 87,2% | 0% |
| SubX | 0,75% | 90,81% | 0% |
| SubA | 1,4% | 82,78% | 0% |
| Gamma-phys-05-00.log | | | |

| | | | |
|----------------------|-------|--------|----|
| For | 3,94% | 49,68% | 0% |
| Back | 4,25% | 45,41% | 0% |
| Dif | 1,44% | 82,79% | 0% |
| SubX | 0,88% | 89,42% | 0% |
| SubA | 1,4% | 82,48% | 0% |
| Gamma-phys-05-05.log | | | |
| For | 4,38% | 38,52% | 0% |
| Back | 4,07% | 46,37% | 0% |
| Dif | 1,14% | 86,68% | 0% |
| SubX | 0,73% | 91,09% | 0% |
| SubA | 1,4% | 82,88% | 0% |
| Gamma-phys-10-00.log | | | |
| For | 4,1% | 48,35% | 0% |
| Back | 4,1% | 46,91% | 0% |
| Dif | 1,43% | 82,91% | 0% |
| SubX | 0,89% | 89,28% | 0% |
| SubA | 1,35% | 83,2% | 0% |
| Gamma-phys-10-10.log | | | |
| For | 4,14% | 44,18% | 0% |
| Back | 4,02% | 47,75% | 0% |
| Dif | 1,21% | 85,91% | 0% |
| SubX | 0,75% | 90,64% | 0% |
| SubA | 1,35% | 83,4% | 0% |
| Gamma-phys-20-00.log | | | |
| For | 4,98% | 37,58% | 0% |
| Back | 4,45% | 42,64% | 0% |
| Dif | 1,55% | 81,62% | 0% |
| SubX | 0,92% | 89,01% | 0% |
| SubA | 1,42% | 82,37% | 0% |
| Gamma-phys-20-20.log | | | |
| For | 4,32% | 39,75% | 0% |
| Back | 3,91% | 49,14% | 0% |
| Dif | 1,19% | 86,02% | 0% |
| SubX | 0,76% | 90,63% | 0% |
| SubA | 1,33% | 83,68% | 0% |
| Gamma-phys-40-00.log | | | |
| For | 6,78% | 12,62% | 0% |
| Back | 4,53% | 42,1% | 0% |
| Dif | 1,61% | 80,9% | 0% |
| SubX | 1,17% | 86,28% | 0% |

| | | | |
|----------------------|--------|---------|----|
| SubA | 1,47% | 81,45% | 0% |
| Gamma-phys-80-00.log | | | |
| For | 8,78% | -18,87% | 0% |
| Back | 4,81% | 39,09% | 0% |
| Dif | 1,64% | 80,61% | 0% |
| SubX | 1,87% | 78,86% | 0% |
| SubA | 1,61% | 79,19% | 0% |
| Gamma-rude-00-00.log | | | |
| For | 16,68% | -54,56% | 0% |
| Back | 6,43% | 48,27% | 0% |
| Dif | 4,96% | 68,04% | 0% |
| SubX | 5,86% | 54,54% | 0% |
| SubA | 4,97% | 59,61% | 0% |
| Gamma-rude-03-00.log | | | |
| For | 4,78% | 64,62% | 0% |
| Back | 3,77% | 67,56% | 0% |
| Dif | 5,91% | 65,1% | 0% |
| SubX | 4,63% | 62,48% | 0% |
| SubA | 4,84% | 60,18% | 0% |
| Gamma-rude-03-03.log | | | |
| For | 3,8% | 70,77% | 0% |
| Back | 3,35% | 70,42% | 0% |
| Dif | 5,25% | 69,14% | 0% |
| SubX | 4,2% | 65,57% | 0% |
| SubA | 4,54% | 60,73% | 0% |
| Gamma-rude-05-00.log | | | |
| For | 4,34% | 66,98% | 0% |
| Back | 3,35% | 69,73% | 0% |
| Dif | 5,91% | 64,35% | 0% |
| SubX | 4,94% | 59,3% | 0% |
| SubA | 4,41% | 61,17% | 0% |
| Gamma-rude-05-05.log | | | |
| For | 3,31% | 73,47% | 0% |
| Back | 3,15% | 71,63% | 0% |
| Dif | 5,17% | 68,82% | 0% |
| SubX | 4,58% | 62,55% | 0% |
| SubA | 4,38% | 61,03% | 0% |
| Gamma-rude-10-00.log | | | |
| For | 4,45% | 65,59% | 0% |
| Back | 3,1% | 71,74% | 0% |

| | | | |
|----------------------|-------|----------|----------|
| Dif | 5,84% | 65,04% | 0% |
| SubX | 5,02% | 57,96% | 0% |
| SubA | 4,26% | 61,99% | 0% |
| Gamma-rude-10-10.log | | | |
| For | 3,37% | 73,04% | 0% |
| Back | 3,18% | 71,56% | 0% |
| Dif | 4,75% | 70,27% | 0% |
| SubX | 4,71% | 59,91% | 0% |
| SubA | 4,02% | 63,44% | 0% |
| Gamma-rude-20-00.log | | | |
| For | 4,66% | 65,14% | 0% |
| Back | 4,25% | 63,94% | 0% |
| Dif | 5,43% | 66,81% | 0% |
| SubX | 5,29% | 57,03% | 0% |
| SubA | 4,52% | 60,69% | 0% |
| Gamma-rude-20-20.log | | | |
| For | 3,27% | 73,42% | 0% |
| Back | 3,44% | 69,23% | 0% |
| Dif | 4,71% | 70,33% | 0% |
| SubX | 4,73% | 61% | 0% |
| SubA | 4,83% | 60,54% | 0% |
| Gamma-rude-40-00.log | | | |
| For | 4,9% | 63,9% | 0% |
| Back | 6,11% | 50,61% | 0% |
| Dif | 5,1% | 68,24% | 0% |
| SubX | 5,52% | 57,08% | 0% |
| SubA | 4,29% | 61,06% | 0% |
| Gamma-rude-80-00.log | | | |
| For | 5,66% | 57,03% | 0% |
| Back | 6,26% | 49,34% | 0% |
| Dif | 4,82% | 69,04% | 0% |
| SubX | 5,78% | 54,85% | 0% |
| SubA | 4,55% | 61,23% | 0% |
| Delta-fine-1.log | | | |
| For | 6,69% | -624,99% | -644,72% |
| Back | 3,91% | -530,49% | -374,29% |
| Dif | 0,22% | 69,49% | 73,1% |
| SubX | 0,26% | 64,77% | 68,92% |
| SubA | 0,25% | 65,29% | 68,58% |
| Delta-fine-2.log | | | |

| | | | |
|--------------------|-------|----------|----------|
| For | 5,11% | -542% | -179,25% |
| Back | 4,63% | -590,24% | -168,18% |
| Dif | 0,35% | 53,61% | 79,83% |
| SubX | 0,37% | 50,84% | 78,94% |
| SubA | 0,38% | 54,91% | 77,59% |
| Delta-fine-3.log | | | |
| For | 5,85% | -651,01% | -123,87% |
| Back | 4,4% | -548,91% | -61,79% |
| Dif | 0,66% | 15,42% | 76,4% |
| SubX | 0,7% | -2,99% | 74,88% |
| SubA | 0,44% | 41,79% | 83,64% |
| Delta-medium-1.log | | | |
| For | 7,16% | -10,14% | -859,2% |
| Back | 4,82% | 24,32% | -512,02% |
| Dif | 3,35% | 56,66% | -392,17% |
| SubX | 3,41% | 54,12% | -407,58% |
| SubA | 1,12% | 80,95% | -39,37% |
| Delta-medium-2.log | | | |
| For | 5,55% | 15,98% | -228,05% |
| Back | 4,22% | 31,36% | -162,11% |
| Dif | 1,99% | 70,76% | -10,59% |
| SubX | 2,07% | 67% | -22,76% |
| SubA | 0,95% | 84,25% | 43,18% |
| Delta-medium-3.log | | | |
| For | 5,64% | 9,15% | -125,27% |
| Back | 3,71% | 39,72% | -52,06% |
| Dif | 1,66% | 73,6% | 33,05% |
| SubX | 2,2% | 65,39% | 11,82% |
| SubA | 1,01% | 83,44% | 60,77% |
| Delta-our-1.log | | | |
| For | 4,35% | -508,63% | -332,8% |
| Back | 3,99% | -549,58% | -325,43% |
| Dif | 0,22% | 64,39% | 75,68% |
| SubX | 0,27% | 54,18% | 71,33% |
| SubA | 0,29% | 53,96% | 69,44% |
| Delta-our-2.log | | | |
| For | 6,17% | -601,23% | -209,68% |
| Back | 4,6% | -550,68% | -177,21% |
| Dif | 0,37% | 51,93% | 78,14% |
| SubX | 0,42% | 44,5% | 74,89% |

| | | | |
|----------------------|--------|----------|----------|
| SubA | 0,34% | 52,8% | 80,44% |
| Delta-our-3.log | | | |
| For | 8,4% | -722,33% | -200,62% |
| Back | 4,58% | -492,36% | -59,17% |
| Dif | 0,59% | 36,6% | 78,45% |
| SubX | 0,82% | 12,67% | 70,18% |
| SubA | 0,47% | 54,95% | 82,46% |
| Epsilon-05-00-00.log | | | |
| For | 16,72% | -154,65% | -840,88% |
| Back | 5,41% | 14,65% | -212,74% |
| Dif | 3,01% | 53,85% | -68,25% |
| SubX | 3,07% | 54,24% | -76,11% |
| SubA | 1,22% | 80,55% | 27,52% |
| Epsilon-05-03-00.log | | | |
| For | 5,79% | 11,96% | -220,27% |
| Back | 5,01% | 21,82% | -189,92% |
| Dif | 1,66% | 74,06% | 4,47% |
| SubX | 2,3% | 64,4% | -37,71% |
| SubA | 1,03% | 83,57% | 40,31% |
| Epsilon-05-03-03.log | | | |
| For | 6,03% | 16,16% | -217,75% |
| Back | 4,65% | 27,21% | -165,64% |
| Dif | 1,34% | 79,19% | 22,92% |
| SubX | 1,98% | 69,84% | -14,44% |
| SubA | 1,03% | 83,53% | 40,34% |
| Epsilon-05-05-00.log | | | |
| For | 6,24% | 12,31% | -231,53% |
| Back | 4,83% | 23,88% | -179,07% |
| Dif | 1,78% | 72,02% | -2,09% |
| SubX | 2,12% | 66,76% | -25,39% |
| SubA | 1,04% | 83,32% | 39,6% |
| Epsilon-05-05-05.log | | | |
| For | 6,34% | 0,5% | -267,44% |
| Back | 4,32% | 32,62% | -151,4% |
| Dif | 1,48% | 76,8% | 12,6% |
| SubX | 1,89% | 70,81% | -10,36% |
| SubA | 1,02% | 83,61% | 40,55% |
| Epsilon-05-10-00.log | | | |
| For | 6,24% | 10,19% | -241,49% |
| Back | 4,28% | 32,44% | -145,52% |

| | | | |
|----------------------|--------|----------|----------|
| Dif | 1,74% | 72,31% | -1,65% |
| SubX | 2,04% | 68,14% | -19,52% |
| SubA | 1,07% | 82,83% | 37,47% |
| Epsilon-05-10-10.log | | | |
| For | 6,19% | 5,83% | -257,02% |
| Back | 4,28% | 32,21% | -151,87% |
| Dif | 1,48% | 76,95% | 13,78% |
| SubX | 1,92% | 69,76% | -12,59% |
| SubA | 1,05% | 83,14% | 38,55% |
| Epsilon-05-20-00.log | | | |
| For | 7,75% | -10,21% | -315,19% |
| Back | 4,64% | 26,48% | -165,07% |
| Dif | 1,95% | 69,5% | -12,33% |
| SubX | 2,17% | 66,1% | -27,33% |
| SubA | 1,1% | 82,35% | 35,53% |
| Epsilon-07-00-00.log | | | |
| For | 16,36% | -125,41% | -773,14% |
| Back | 5,28% | 20,45% | -180,12% |
| Dif | 2,55% | 61,64% | -41,85% |
| SubX | 2,97% | 58,38% | -53,87% |
| SubA | 1,27% | 80,04% | 28,91% |
| Epsilon-07-03-00.log | | | |
| For | 8,76% | -20,83% | -363,53% |
| Back | 7,09% | -9,92% | -279,34% |
| Dif | 2,19% | 75,29% | 12,57% |
| SubX | 2,25% | 68,26% | -14,67% |
| SubA | 0,99% | 84,6% | 46,02% |
| Epsilon-07-03-03.log | | | |
| For | 8,56% | -26,06% | -375,58% |
| Back | 5,87% | 8,12% | -224,01% |
| Dif | 1,8% | 80,55% | 32,69% |
| SubX | 2,27% | 70,07% | -10,88% |
| SubA | 1,01% | 84,38% | 45,07% |
| Epsilon-07-05-00.log | | | |
| For | 9,41% | -29,15% | -424,19% |
| Back | 4,74% | 27,96% | -162,63% |
| Dif | 2,28% | 73,68% | 7,06% |
| SubX | 1,78% | 73,23% | 2,49% |
| SubA | 1,02% | 84,09% | 44,28% |
| Epsilon-07-05-05.log | | | |

| | | | |
|----------------------|--------|---------|----------|
| For | 7,51% | -12,02% | -318,46% |
| Back | 4,99% | 21,68% | -183,73% |
| Dif | 1,83% | 79,37% | 28,65% |
| SubX | 2,06% | 71,29% | -6,52% |
| SubA | 0,99% | 84,66% | 45,97% |
| Epsilon-07-10-00.log | | | |
| For | 9,25% | -29,3% | -406,55% |
| Back | 4,47% | 31,59% | -147,06% |
| Dif | 2,35% | 73,25% | 4,78% |
| SubX | 1,73% | 74,04% | 5,24% |
| SubA | 1,03% | 83,9% | 43,62% |
| Epsilon-07-10-10.log | | | |
| For | 7,97% | -21,82% | -340,28% |
| Back | 4,55% | 30,23% | -157,13% |
| Dif | 1,97% | 78,24% | 24,75% |
| SubX | 1,53% | 76,85% | 16,44% |
| SubA | 0,98% | 84,7% | 46,51% |
| Epsilon-07-20-00.log | | | |
| For | 9,54% | -27,38% | -414,83% |
| Back | 5,19% | 20,79% | -180,39% |
| Dif | 2,42% | 72,27% | 1,51% |
| SubX | 1,85% | 72,81% | 0,07% |
| SubA | 1,06% | 83,37% | 41,76% |
| Epsilon-09-00-00.log | | | |
| For | 14,73% | -96,44% | -730,06% |
| Back | 6,94% | 11,37% | -288,9% |
| Dif | 2,9% | 58,15% | -66,79% |
| SubX | 3,64% | 53,74% | -98,21% |
| SubA | 1,12% | 82,22% | 38,88% |
| Epsilon-09-03-00.log | | | |
| For | 6,68% | 12,56% | -276,71% |
| Back | 6,43% | 13,69% | -273,64% |
| Dif | 2,38% | 72,98% | -27,51% |
| SubX | 2,41% | 65,24% | -36,3% |
| SubA | 1,02% | 83,64% | 44,25% |
| Epsilon-09-03-03.log | | | |
| For | 9,95% | -14,21% | -446,36% |
| Back | 5,76% | 21,28% | -237,98% |
| Dif | 1,82% | 78,5% | 1,56% |
| SubX | 2,07% | 70,58% | -15,69% |

| | | | |
|----------------------|-------|---------|----------|
| SubA | 0,99% | 84,47% | 46,24% |
| Epsilon-09-05-00.log | | | |
| For | 7,46% | 8,23% | -317,24% |
| Back | 5,54% | 23,53% | -228,58% |
| Dif | 2,51% | 71,94% | -34,48% |
| SubX | 2,45% | 64,86% | -38,92% |
| SubA | 1,02% | 83,69% | 44,24% |
| Epsilon-09-05-05.log | | | |
| For | 7,8% | 4,35% | -330,56% |
| Back | 5,47% | 24,72% | -224,07% |
| Dif | 2,25% | 76,23% | -19,78% |
| SubX | 2,02% | 71,25% | -14,72% |
| SubA | 1% | 84,21% | 45,78% |
| Epsilon-09-10-00.log | | | |
| For | 8,11% | 1,71% | -358% |
| Back | 5,36% | 27,99% | -214,38% |
| Dif | 2,58% | 70,8% | -38,8% |
| SubX | 2,47% | 64,85% | -40,47% |
| SubA | 1,04% | 83,38% | 43,24% |
| Epsilon-09-10-10.log | | | |
| For | 7,21% | 12% | -301,33% |
| Back | 5,19% | 28,98% | -207,45% |
| Dif | 2,35% | 74,84% | -26,81% |
| SubX | 1,99% | 72,23% | -14,06% |
| SubA | 1,01% | 83,98% | 45,17% |
| Epsilon-09-20-00.log | | | |
| For | 8,5% | -5,56% | -373,01% |
| Back | 5,92% | 23,68% | -239,62% |
| Dif | 2,65% | 70,23% | -41,77% |
| SubX | 2,54% | 64,04% | -44,15% |
| SubA | 1,05% | 83,24% | 42,49% |
| Epsilon-11-00-00.log | | | |
| For | 9,88% | -53,71% | -443,68% |
| Back | 4,83% | 19,45% | -175,67% |
| Dif | 2,04% | 68,35% | -11,77% |
| SubX | 2,45% | 62,66% | -34,75% |
| SubA | 1,29% | 78,79% | 28,8% |
| Epsilon-11-03-00.log | | | |
| For | 5,91% | 7,36% | -219,36% |
| Back | 4,93% | 18,44% | -179,1% |

| | | | |
|----------------------|-------|--------|----------|
| Dif | 1,49% | 77,07% | 19,29% |
| SubX | 1,49% | 76,37% | 18,66% |
| SubA | 1,02% | 83,37% | 44,14% |
| Epsilon-11-03-03.log | | | |
| For | 4,44% | 27,61% | -144,99% |
| Back | 4,88% | 20,12% | -178,23% |
| Dif | 1,07% | 82,62% | 41,65% |
| SubX | 1,27% | 79,92% | 30,7% |
| SubA | 0,91% | 85,19% | 49,92% |
| Epsilon-11-05-00.log | | | |
| For | 5,89% | 8,59% | -216,74% |
| Back | 4,54% | 25,28% | -157,3% |
| Dif | 1,36% | 78,9% | 25,61% |
| SubX | 1,44% | 77,08% | 21,02% |
| SubA | 1% | 83,49% | 45,04% |
| Epsilon-11-05-05.log | | | |
| For | 4,48% | 27,36% | -148,09% |
| Back | 4,52% | 25,2% | -159,06% |
| Dif | 1,07% | 82,69% | 41,22% |
| SubX | 1,23% | 80,52% | 32,7% |
| SubA | 0,93% | 84,91% | 49,1% |
| Epsilon-11-10-00.log | | | |
| For | 6% | 6,95% | -223,04% |
| Back | 4,11% | 31,95% | -133,42% |
| Dif | 1,37% | 78,77% | 25,14% |
| SubX | 1,38% | 78,16% | 24,98% |
| SubA | 1,05% | 82,66% | 42,08% |
| Epsilon-11-10-10.log | | | |
| For | 4,31% | 30,91% | -139,1% |
| Back | 4,35% | 28,4% | -147,87% |
| Dif | 1,1% | 82,07% | 39,31% |
| SubX | 1,18% | 80,95% | 34,79% |
| SubA | 0,97% | 84,11% | 46,5% |
| Epsilon-11-20-00.log | | | |
| For | 8,11% | -24,9% | -341,43% |
| Back | 4,44% | 26,37% | -152,39% |
| Dif | 1,43% | 77,89% | 21,88% |
| SubX | 1,46% | 76,89% | 20,48% |
| SubA | 1,11% | 81,54% | 38,84% |
| Zeta-03.log | | | |

| | | | |
|---------------------|--------|-----------|----|
| For | 8,88% | -46,57% | 0% |
| Back | 2,45% | 59,63% | 0% |
| Dif | 0,53% | 91,08% | 0% |
| SubX | 0,42% | 92,97% | 0% |
| SubA | 0,99% | 83,6% | 0% |
| Zeta-05.log | | | |
| For | 7,38% | -27,82% | 0% |
| Back | 1,91% | 67,47% | 0% |
| Dif | 0,58% | 90,13% | 0% |
| SubX | 0,29% | 95,05% | 0% |
| SubA | 0,81% | 86,34% | 0% |
| Zeta-07.log | | | |
| For | 6,37% | -2,48% | 0% |
| Back | 1,76% | 71,86% | 0% |
| Dif | 0,56% | 91,04% | 0% |
| SubX | 0,27% | 95,54% | 0% |
| SubA | 0,86% | 86,44% | 0% |
| Zeta-09.log | | | |
| For | 6,2% | -2,83% | 0% |
| Back | 1,8% | 70,16% | 0% |
| Dif | 0,52% | 91,71% | 0% |
| SubX | 0,27% | 95,59% | 0% |
| SubA | 0,77% | 87,19% | 0% |
| Zeta-11.log | | | |
| For | 6,53% | -5,98% | 0% |
| Back | 2,02% | 67,18% | 0% |
| Dif | 0,59% | 90,59% | 0% |
| SubX | 0,3% | 95,2% | 0% |
| SubA | 0,84% | 86,46% | 0% |
| Etha-fine-00-00.log | | | |
| For | 11,45% | -1994,07% | 0% |
| Back | 3,2% | -448,13% | 0% |
| Dif | 0,09% | 85,25% | 0% |
| SubX | 0,07% | 87,45% | 0% |
| SubA | 0,06% | 89,7% | 0% |
| Etha-fine-03-00.log | | | |
| For | 13,12% | -2217,43% | 0% |
| Back | 2,09% | -252,42% | 0% |
| Dif | 0,06% | 89,1% | 0% |

| | | | |
|---------------------|--------|-----------|----|
| SubX | 0,03% | 95,04% | 0% |
| SubA | 0,02% | 96,56% | 0% |
| Etha-fine-03-03.log | | | |
| For | 11,43% | -1831,12% | 0% |
| Back | 2,26% | -281,93% | 0% |
| Dif | 0,06% | 89,58% | 0% |
| SubX | 0,03% | 95,19% | 0% |
| SubA | 0,02% | 96,53% | 0% |
| Etha-fine-05-00.log | | | |
| For | 6,05% | -995,29% | 0% |
| Back | 1,57% | -163,47% | 0% |
| Dif | 0,06% | 89,32% | 0% |
| SubX | 0,03% | 95,4% | 0% |
| SubA | 0,02% | 96,68% | 0% |
| Etha-fine-05-05.log | | | |
| For | 10,08% | -1624,97% | 0% |
| Back | 1,67% | -183,29% | 0% |
| Dif | 0,06% | 89,58% | 0% |
| SubX | 0,02% | 95,86% | 0% |
| SubA | 0,02% | 96,99% | 0% |
| Etha-fine-10-00.log | | | |
| For | 5,64% | -896,08% | 0% |
| Back | 1,54% | -156,55% | 0% |
| Dif | 0,06% | 89,06% | 0% |
| SubX | 0,03% | 95,31% | 0% |
| SubA | 0,02% | 96,47% | 0% |
| Etha-fine-10-10.log | | | |
| For | 10,84% | -1755,19% | 0% |
| Back | 1,56% | -163,6% | 0% |
| Dif | 0,06% | 89,55% | 0% |
| SubX | 0,02% | 95,85% | 0% |
| SubA | 0,02% | 96,89% | 0% |
| Etha-fine-20-00.log | | | |
| For | 5,45% | -868,69% | 0% |
| Back | 1,49% | -149,56% | 0% |
| Dif | 0,06% | 88,88% | 0% |
| SubX | 0,03% | 95,29% | 0% |
| SubA | 0,02% | 96,11% | 0% |

| | | | |
|-----------------------|--------|----------|----|
| Etha-fine-40-00.log | | | |
| For | 5,36% | -844,67% | 0% |
| Back | 1,49% | -149,69% | 0% |
| Dif | 0,06% | 88,74% | 0% |
| SubX | 0,03% | 95,18% | 0% |
| SubA | 0,03% | 95,02% | 0% |
| Etha-medium-00-00.log | | | |
| For | 12,18% | -89,8% | 0% |
| Back | 3,35% | 46,94% | 0% |
| Dif | 0,73% | 88,77% | 0% |
| SubX | 0,49% | 92,13% | 0% |
| SubA | 0,81% | 87,38% | 0% |
| Etha-medium-03-00.log | | | |
| For | 11,97% | -86,76% | 0% |
| Back | 2,43% | 61,82% | 0% |
| Dif | 0,59% | 90,82% | 0% |
| SubX | 0,29% | 95,41% | 0% |
| SubA | 0,82% | 87,37% | 0% |
| Etha-medium-03-03.log | | | |
| For | 7,49% | -19,36% | 0% |
| Back | 2,6% | 59,15% | 0% |
| Dif | 0,58% | 90,94% | 0% |
| SubX | 0,29% | 95,48% | 0% |
| SubA | 0,82% | 87,24% | 0% |
| Etha-medium-05-00.log | | | |
| For | 13,21% | -105,65% | 0% |
| Back | 1,96% | 69,14% | 0% |
| Dif | 0,57% | 91,13% | 0% |
| SubX | 0,29% | 95,41% | 0% |
| SubA | 0,83% | 87,17% | 0% |
| Etha-medium-05-05.log | | | |
| For | 7,17% | -13,8% | 0% |
| Back | 2,3% | 63,85% | 0% |
| Dif | 0,57% | 91,1% | 0% |
| SubX | 0,23% | 96,42% | 0% |
| SubA | 0,82% | 87,26% | 0% |
| Etha-medium-10-00.log | | | |
| For | 8,12% | -26,04% | 0% |
| Back | 1,91% | 70,06% | 0% |
| Dif | 0,56% | 91,36% | 0% |

| | | | |
|-----------------------|--------|----------|----|
| SubX | 0,29% | 95,4% | 0% |
| SubA | 0,84% | 87,02% | 0% |
| Etha-medium-10-10.log | | | |
| For | 6,09% | 3,25% | 0% |
| Back | 2,22% | 65,23% | 0% |
| Dif | 0,58% | 90,97% | 0% |
| SubX | 0,23% | 96,39% | 0% |
| SubA | 0,83% | 87,05% | 0% |
| Etha-medium-20-00.log | | | |
| For | 7,8% | -22,29% | 0% |
| Back | 1,86% | 70,72% | 0% |
| Dif | 0,57% | 91,13% | 0% |
| SubX | 0,28% | 95,58% | 0% |
| SubA | 0,86% | 86,73% | 0% |
| Etha-medium-40-00.log | | | |
| For | 8,21% | -28,55% | 0% |
| Back | 1,83% | 71,23% | 0% |
| Dif | 0,61% | 90,43% | 0% |
| SubX | 0,29% | 95,45% | 0% |
| SubA | 0,86% | 86,73% | 0% |
| Etha-our-00-00.log | | | |
| For | 12,35% | -106,1% | 0% |
| Back | 3,11% | 46,22% | 0% |
| Dif | 0,8% | 86,51% | 0% |
| SubX | 0,68% | 88,3% | 0% |
| SubA | 1,26% | 78,86% | 0% |
| Etha-our-03-00.log | | | |
| For | 12,15% | -105,32% | 0% |
| Back | 2,21% | 61,15% | 0% |
| Dif | 0,53% | 90,71% | 0% |
| SubX | 0,33% | 94,22% | 0% |
| SubA | 0,83% | 85,98% | 0% |
| Etha-our-03-03.log | | | |
| For | 6,61% | -14,46% | 0% |
| Back | 2,18% | 61,72% | 0% |
| Dif | 0,52% | 90,99% | 0% |
| SubX | 0,26% | 95,44% | 0% |
| SubA | 0,88% | 84,96% | 0% |
| Etha-our-05-00.log | | | |
| For | 5,29% | 11,63% | 0% |

| | | | |
|---------------------|-------|----------|----|
| Back | 1,58% | 72,39% | 0% |
| Dif | 0,52% | 90,95% | 0% |
| SubX | 0,26% | 95,56% | 0% |
| SubA | 0,74% | 87,54% | 0% |
| Etha-our-05-05.log | | | |
| For | 6,22% | -6,09% | 0% |
| Back | 1,55% | 73,15% | 0% |
| Dif | 0,48% | 91,53% | 0% |
| SubX | 0,22% | 96,28% | 0% |
| SubA | 0,79% | 86,64% | 0% |
| Etha-our-10-00.log | | | |
| For | 4,85% | 17,84% | 0% |
| Back | 1,48% | 73,91% | 0% |
| Dif | 0,51% | 91,04% | 0% |
| SubX | 0,2% | 96,52% | 0% |
| SubA | 0,74% | 87,62% | 0% |
| Etha-our-10-10.log | | | |
| For | 5,14% | 11,42% | 0% |
| Back | 1,54% | 73,1% | 0% |
| Dif | 0,47% | 91,76% | 0% |
| SubX | 0,21% | 96,32% | 0% |
| SubA | 0,79% | 86,79% | 0% |
| Etha-our-20-00.log | | | |
| For | 4,66% | 21,4% | 0% |
| Back | 1,64% | 71,23% | 0% |
| Dif | 0,54% | 90,51% | 0% |
| SubX | 0,22% | 96,35% | 0% |
| SubA | 0,81% | 86,53% | 0% |
| Etha-our-40-00.log | | | |
| For | 5% | 15,53% | 0% |
| Back | 1,98% | 65,72% | 0% |
| Dif | 0,68% | 88,33% | 0% |
| SubX | 0,29% | 95% | 0% |
| SubA | 0,83% | 86,13% | 0% |
| Etha-rude-00-00.log | | | |
| For | 12% | -165,63% | 0% |
| Back | 3,03% | 46,62% | 0% |
| Dif | 1,31% | 75,78% | 0% |
| SubX | 1,23% | 80,66% | 0% |
| SubA | 1,96% | 63,26% | 0% |

| | | | |
|---------------------|--------|----------|----|
| Etha-rude-03-00.log | | | |
| For | 8,55% | -85,27% | 0% |
| Back | 2,09% | 60,85% | 0% |
| Dif | 0,85% | 85,05% | 0% |
| SubX | 0,63% | 89,3% | 0% |
| SubA | 1,62% | 70,39% | 0% |
| Etha-rude-03-03.log | | | |
| For | 11,81% | -124,74% | 0% |
| Back | 1,67% | 68,65% | 0% |
| Dif | 0,84% | 85,62% | 0% |
| SubX | 0,63% | 88,38% | 0% |
| SubA | 1,85% | 65,67% | 0% |
| Etha-rude-05-00.log | | | |
| For | 4,86% | 6,75% | 0% |
| Back | 1,4% | 73,3% | 0% |
| Dif | 0,72% | 87,35% | 0% |
| SubX | 0,6% | 89,73% | 0% |
| SubA | 1,23% | 78,9% | 0% |
| Etha-rude-05-05.log | | | |
| For | 10,77% | -106,32% | 0% |
| Back | 1,26% | 76,38% | 0% |
| Dif | 0,69% | 88,25% | 0% |
| SubX | 0,53% | 90,08% | 0% |
| SubA | 1,32% | 76,54% | 0% |
| Etha-rude-10-00.log | | | |
| For | 4,08% | 22,97% | 0% |
| Back | 1,28% | 75,77% | 0% |
| Dif | 0,73% | 87,07% | 0% |
| SubX | 0,61% | 89,89% | 0% |
| SubA | 1,16% | 80,47% | 0% |
| Etha-rude-10-10.log | | | |
| For | 10,78% | -114,89% | 0% |
| Back | 1,26% | 75,61% | 0% |
| Dif | 0,73% | 87,49% | 0% |
| SubX | 0,54% | 90,31% | 0% |
| SubA | 1,19% | 78,57% | 0% |
| Etha-rude-20-00.log | | | |
| For | 4,22% | 19,25% | 0% |
| Back | 1,32% | 74,58% | 0% |
| Dif | 0,73% | 86,96% | 0% |

| | | | |
|---------------------|--------|-----------|-----------|
| SubX | 0,73% | 88,29% | 0% |
| SubA | 1,21% | 80,21% | 0% |
| Etha-rude-40-00.log | | | |
| For | 3,84% | 28,23% | 0% |
| Back | 1,42% | 71,02% | 0% |
| Dif | 0,88% | 83,98% | 0% |
| SubX | 0,77% | 87,85% | 0% |
| SubA | 1,26% | 79,19% | 0% |
| Theta-fine-1.log | | | |
| For | 10,46% | -1739,15% | -1135,35% |
| Back | 1,62% | -178,83% | -87,95% |
| Dif | 0,13% | 78,08% | 84,97% |
| SubX | 0,22% | 63,28% | 73,83% |
| SubA | 0,21% | 62,53% | 74,45% |
| Theta-fine-2.log | | | |
| For | 12,75% | -2330,96% | -620,5% |
| Back | 1,62% | -200,71% | 4,67% |
| Dif | 0,18% | 67,44% | 89,16% |
| SubX | 0,34% | 41,58% | 79,7% |
| SubA | 0,38% | 31,87% | 78,03% |
| Theta-fine-3.log | | | |
| For | 12,79% | -2083,2% | -374,74% |
| Back | 1,59% | -172,91% | 43,26% |
| Dif | 0,33% | 45,18% | 88,21% |
| SubX | 0,47% | 17,23% | 82,82% |
| SubA | 0,68% | -17,08% | 75,25% |
| Theta-medium-1.log | | | |
| For | 11,67% | -94,85% | -1170,07% |
| Back | 2,01% | 66,61% | -119,9% |
| Dif | 0,59% | 89,97% | 35,73% |
| SubX | 0,45% | 92,53% | 50,93% |
| SubA | 0,79% | 86,63% | 13,16% |
| Theta-medium-2.log | | | |
| For | 11,77% | -89,97% | -613,3% |
| Back | 2,02% | 67,39% | -22,49% |
| Dif | 0,69% | 89,02% | 58,99% |
| SubX | 0,79% | 87,21% | 54,5% |
| SubA | 0,93% | 84,94% | 42,93% |

| | | | |
|--------------------|--------|----------|-----------|
| Theta-medium-3.log | | | |
| For | 6,6% | -12,19% | -160,61% |
| Back | 1,98% | 67,14% | 22,58% |
| Dif | 0,76% | 87,16% | 71% |
| SubX | 0,98% | 83,44% | 61,85% |
| SubA | 1,3% | 77,88% | 49,66% |
| Theta-our-1.log | | | |
| For | 13,47% | -103,4% | -1369,57% |
| Back | 2,06% | 69% | -130,89% |
| Dif | 0,83% | 87,34% | 3,74% |
| SubX | 0,53% | 91,54% | 37,86% |
| SubA | 0,88% | 86,74% | -3,29% |
| Theta-our-2.log | | | |
| For | 7,1% | -17,29% | -328,73% |
| Back | 2,4% | 61,06% | -50,92% |
| Dif | 0,69% | 88,8% | 58,18% |
| SubX | 0,79% | 87,05% | 52,11% |
| SubA | 0,95% | 84,15% | 42,67% |
| Theta-our-3.log | | | |
| For | 7,9% | -38,32% | -214,03% |
| Back | 2,24% | 61,56% | 7,77% |
| Dif | 0,96% | 83,96% | 60,64% |
| SubX | 1,49% | 75,5% | 38,94% |
| SubA | 1,44% | 75,62% | 40,47% |
| Theta-rude-1.log | | | |
| For | 7,09% | -77,82% | -709,32% |
| Back | 1,53% | 61,14% | -83,56% |
| Dif | 0,86% | 82,29% | -3,38% |
| SubX | 0,76% | 85,3% | 8,67% |
| SubA | 1,4% | 71,39% | -69,36% |
| Theta-rude-2.log | | | |
| For | 10,93% | -103,52% | -565,02% |
| Back | 1,56% | 69,89% | 7,13% |
| Dif | 1,06% | 82,11% | 36,33% |
| SubX | 1% | 84,17% | 41,68% |
| SubA | 1,96% | 68,14% | -16,47% |
| Theta-rude-3.log | | | |
| For | 13,48% | -195,33% | -421,14% |
| Back | 1,65% | 65,67% | 35,69% |

| | | | |
|-------------------|--------|-----------|----------|
| Dif | 1,19% | 74,54% | 56,23% |
| SubX | 1,34% | 73,78% | 49,19% |
| SubA | 2,14% | 54,63% | 17,68% |
| Iota-05-00-00.log | | | |
| For | 10,39% | -1810,42% | -469,93% |
| Back | 3,38% | -494,83% | -92,68% |
| Dif | 0,27% | 53,54% | 84,59% |
| SubX | 0,41% | 29,28% | 76,73% |
| SubA | 0,85% | -48,47% | 52,82% |
| Iota-05-03-00.log | | | |
| For | 11,39% | -1849,47% | -543,31% |
| Back | 2,27% | -293,63% | -26,34% |
| Dif | 0,24% | 58,37% | 86,38% |
| SubX | 0,38% | 34,21% | 78,59% |
| SubA | 0,55% | 1,38% | 68,33% |
| Iota-05-03-03.log | | | |
| For | 11,59% | -1901,37% | -572,87% |
| Back | 2,25% | -283,7% | -26,65% |
| Dif | 0,24% | 59,92% | 86,58% |
| SubX | 0,32% | 46,55% | 82,03% |
| SubA | 0,36% | 35,32% | 79,5% |
| Iota-05-05-00.log | | | |
| For | 11,48% | -1920,7% | -548,66% |
| Back | 1,89% | -224,41% | -3,82% |
| Dif | 0,23% | 58,37% | 86,61% |
| SubX | 0,4% | 31,46% | 77,63% |
| SubA | 0,57% | -0,07% | 67,5% |
| Iota-05-05-05.log | | | |
| For | 9,98% | -1619,67% | -471,36% |
| Back | 2,01% | -245,53% | -12,17% |
| Dif | 0,23% | 60,31% | 86,82% |
| SubX | 0,3% | 46,9% | 82,79% |
| SubA | 0,36% | 33,47% | 79,61% |
| Iota-05-10-00.log | | | |
| For | 7,63% | -1320,7% | -315,26% |
| Back | 1,8% | -211,6% | 1,01% |
| Dif | 0,23% | 59,62% | 87,08% |

| | | | |
|-------------------|--------|-----------|----------|
| SubX | 0,42% | 28,21% | 76,18% |
| SubA | 0,67% | -11,88% | 61,73% |
| Iota-05-10-10.log | | | |
| For | 9,81% | -1591,81% | -464,24% |
| Back | 1,87% | -226,7% | -3,92% |
| Dif | 0,23% | 60,01% | 86,87% |
| SubX | 0,37% | 33,98% | 78,88% |
| SubA | 0,37% | 32,2% | 78,86% |
| Iota-05-20-00.log | | | |
| For | 5,73% | -1032,84% | -212,03% |
| Back | 1,75% | -202,94% | 3,66% |
| Dif | 0,22% | 61,09% | 87,37% |
| SubX | 0,4% | 30,48% | 76,98% |
| SubA | 0,85% | -40,53% | 51,02% |
| Iota-07-00-00.log | | | |
| For | 9,72% | -1819,2% | -426,51% |
| Back | 3% | -450,36% | -68,38% |
| Dif | 0,17% | 65,51% | 90,49% |
| SubX | 0,41% | 23,99% | 77,04% |
| SubA | 0,73% | -35,54% | 59,44% |
| Iota-07-03-00.log | | | |
| For | 12,81% | -2362,36% | -602,28% |
| Back | 1,89% | -256,22% | -5,07% |
| Dif | 0,18% | 64,74% | 89,98% |
| SubX | 0,38% | 30,74% | 78,79% |
| SubA | 0,43% | 20,91% | 76,31% |
| Iota-07-03-03.log | | | |
| For | 7,23% | -1225,86% | -302,67% |
| Back | 1,94% | -259,73% | -9,45% |
| Dif | 0,19% | 64,15% | 89,35% |
| SubX | 0,31% | 43,57% | 82,68% |
| SubA | 0,35% | 32,47% | 80,71% |
| Iota-07-05-00.log | | | |
| For | 11,52% | -2149,41% | -522,94% |
| Back | 1,6% | -198,76% | 10,43% |
| Dif | 0,18% | 65,38% | 90,18% |

| | | | |
|-------------------|-------|-----------|----------|
| SubX | 0,37% | 33,83% | 79,66% |
| SubA | 0,45% | 17,19% | 75,09% |
| Iota-07-05-05.log | | | |
| For | 7,34% | -1247,79% | -303,49% |
| Back | 1,72% | -218,38% | 3,35% |
| Dif | 0,18% | 65,33% | 89,96% |
| SubX | 0,34% | 37,04% | 81,37% |
| SubA | 0,37% | 29,7% | 79,56% |
| Iota-07-10-00.log | | | |
| For | 8,07% | -1491,74% | -337,69% |
| Back | 1,48% | -180,01% | 17,57% |
| Dif | 0,16% | 68,61% | 91,22% |
| SubX | 0,41% | 26% | 77,33% |
| SubA | 0,49% | 11,58% | 72,52% |
| Iota-07-10-10.log | | | |
| For | 9,22% | -1606,99% | -401,38% |
| Back | 1,6% | -197,18% | 10,91% |
| Dif | 0,18% | 65,96% | 90,23% |
| SubX | 0,34% | 37,72% | 81,06% |
| SubA | 0,4% | 24,04% | 78,19% |
| Iota-07-20-00.log | | | |
| For | 5,47% | -1024,58% | -197,31% |
| Back | 1,52% | -191,18% | 15,72% |
| Dif | 0,18% | 66,12% | 90,31% |
| SubX | 0,39% | 29,51% | 78,25% |
| SubA | 0,56% | -1,4% | 68,45% |
| Iota-09-00-00.log | | | |
| For | 8,56% | -1570,4% | -366,76% |
| Back | 3,21% | -507,78% | -67,8% |
| Dif | 0,13% | 74,24% | 93,06% |
| SubX | 0,44% | 19,18% | 76,5% |
| SubA | 0,61% | -11,41% | 67,06% |
| Iota-09-03-00.log | | | |
| For | 10,1% | -1847,48% | -440,3% |
| Back | 1,97% | -266,62% | -4,77% |
| Dif | 0,12% | 75,56% | 93,39% |

| | | | |
|-------------------|--------|-----------|----------|
| SubX | 0,3% | 45,64% | 83,68% |
| SubA | 0,33% | 39,52% | 82,24% |
| Iota-09-03-03.log | | | |
| For | 7,71% | -1333,92% | -312,53% |
| Back | 1,94% | -254,81% | -2,83% |
| Dif | 0,15% | 71,37% | 92,01% |
| SubX | 0,25% | 55,03% | 86,81% |
| SubA | 0,27% | 49,15% | 86,03% |
| Iota-09-05-00.log | | | |
| For | 11,33% | -2084,82% | -511,19% |
| Back | 1,5% | -183,36% | 20,16% |
| Dif | 0,13% | 74,42% | 93,12% |
| SubX | 0,34% | 39,49% | 81,9% |
| SubA | 0,36% | 32,54% | 80,52% |
| Iota-09-05-05.log | | | |
| For | 6,73% | -1137,37% | -263,91% |
| Back | 1,69% | -211,37% | 10,77% |
| Dif | 0,15% | 71,58% | 92,1% |
| SubX | 0,25% | 55,72% | 86,8% |
| SubA | 0,27% | 48,88% | 85,92% |
| Iota-09-10-00.log | | | |
| For | 9,72% | -1800,53% | -420,36% |
| Back | 1,46% | -176,42% | 22,08% |
| Dif | 0,12% | 76,15% | 93,67% |
| SubX | 0,36% | 36,17% | 80,58% |
| SubA | 0,41% | 23,22% | 77,6% |
| Iota-09-10-10.log | | | |
| For | 6,51% | -1105,12% | -256,67% |
| Back | 1,62% | -199,14% | 14,26% |
| Dif | 0,13% | 75,14% | 93,25% |
| SubX | 0,24% | 56,9% | 87,24% |
| SubA | 0,29% | 46,01% | 84,81% |
| Iota-09-20-00.log | | | |
| For | 6,1% | -1150,37% | -227,62% |
| Back | 1,54% | -196,24% | 18,04% |
| Dif | 0,12% | 76,22% | 93,59% |

| | | | |
|-------------------|--------|-----------|----------|
| SubX | 0,39% | 30,03% | 78,66% |
| SubA | 0,46% | 12,6% | 75,29% |
| Iota-11-00-00.log | | | |
| For | 9,5% | -1588,36% | -489,59% |
| Back | 3,06% | -423,58% | -113,77% |
| Dif | 0,12% | 78,7% | 92,11% |
| SubX | 0,47% | 20,16% | 67,71% |
| SubA | 0,63% | -7,61% | 56,27% |
| Iota-11-03-00.log | | | |
| For | 10,87% | -1771,81% | -585,52% |
| Back | 1,71% | -196,95% | -17,6% |
| Dif | 0,11% | 80,53% | 92,79% |
| SubX | 0,31% | 47,86% | 80,06% |
| SubA | 0,29% | 50,5% | 81,15% |
| Iota-11-03-03.log | | | |
| For | 8,48% | -1348,55% | -439,5% |
| Back | 1,99% | -241,97% | -39,54% |
| Dif | 0,15% | 74,27% | 90,21% |
| SubX | 0,26% | 55,54% | 83,02% |
| SubA | 0,28% | 53,14% | 82,05% |
| Iota-11-05-00.log | | | |
| For | 12,03% | -1992,89% | -679,85% |
| Back | 1,41% | -143,97% | 4,23% |
| Dif | 0,11% | 81,09% | 92,81% |
| SubX | 0,33% | 43,54% | 77,86% |
| SubA | 0,36% | 37,94% | 76,06% |
| Iota-11-05-05.log | | | |
| For | 7,03% | -1104,28% | -344,92% |
| Back | 1,68% | -188,72% | -14,77% |
| Dif | 0,12% | 79% | 92,16% |
| SubX | 0,26% | 55,62% | 83,05% |
| SubA | 0,27% | 53,34% | 82,37% |
| Iota-11-10-00.log | | | |
| For | 9,62% | -1610,74% | -516,7% |
| Back | 1,43% | -146,93% | 1,94% |
| Dif | 0,13% | 78,57% | 91,91% |

| | | | |
|----------------------|-------|-----------|----------|
| SubX | 0,36% | 39,82% | 76,12% |
| SubA | 0,43% | 27,9% | 71,18% |
| Iota-11-10-10.log | | | |
| For | 7,15% | -1114,73% | -362,49% |
| Back | 1,48% | -153,06% | 0,85% |
| Dif | 0,12% | 79,42% | 92,22% |
| SubX | 0,25% | 58,25% | 84,13% |
| SubA | 0,26% | 54,21% | 82,98% |
| Iota-11-20-00.log | | | |
| For | 7,33% | -1233,4% | -345,59% |
| Back | 1,58% | -174,71% | -9,36% |
| Dif | 0,12% | 78,74% | 91,94% |
| SubX | 0,39% | 34,29% | 73,79% |
| SubA | 0,5% | 14,37% | 65,81% |
| Kappa-fine-00-00.log | | | |
| ParDif-X | 0,65% | 31,07% | 0% |
| ParDif-XY | 0,57% | 39,79% | 0% |
| ParDif-XA | 0,44% | 51,58% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,36% | 60,13% | 0% |
| ParSubX-X | 0,83% | 10,92% | 0% |
| ParSubX-XY | 0,53% | 36,99% | 0% |
| ParSubX-XA | 0,55% | 39% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,28% | 61,12% | 0% |
| Kappa-fine-03-00.log | | | |
| ParDif-X | 0,61% | 33,99% | 0% |
| ParDif-XY | 0,43% | 54,19% | 0% |
| ParDif-XA | 0,36% | 59,46% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,17% | 79,04% | 0% |
| ParSubX-X | 0,83% | 11,32% | 0% |
| ParSubX-XY | 0,45% | 49,03% | 0% |
| ParSubX-XA | 0,46% | 44,64% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,17% | 76,56% | 0% |
| Kappa-fine-03-03.log | | | |
| ParDif-X | 0,62% | 33,61% | 0% |
| ParDif-XY | 0,4% | 56,79% | 0% |
| ParDif-XA | 0,36% | 58,99% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,14% | 82,4% | 0% |
| ParSubX-X | 0,82% | 12,45% | 0% |

| | | | |
|----------------------|-------|--------|----|
| ParSubX-XY | 0,45% | 49,24% | 0% |
| ParSubX-XA | 0,41% | 49,94% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,14% | 82,04% | 0% |
| Kappa-fine-05-00.log | | | |
| ParDif-X | 0,61% | 33,8% | 0% |
| ParDif-XY | 0,42% | 55,45% | 0% |
| ParDif-XA | 0,36% | 59,37% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,16% | 80,85% | 0% |
| ParSubX-X | 0,83% | 11,17% | 0% |
| ParSubX-XY | 0,45% | 49,35% | 0% |
| ParSubX-XA | 0,46% | 44,48% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,15% | 79,82% | 0% |
| Kappa-fine-05-05.log | | | |
| ParDif-X | 0,62% | 33,62% | 0% |
| ParDif-XY | 0,41% | 56,67% | 0% |
| ParDif-XA | 0,36% | 58,75% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,14% | 82,95% | 0% |
| ParSubX-X | 0,83% | 11,71% | 0% |
| ParSubX-XY | 0,45% | 49,9% | 0% |
| ParSubX-XA | 0,42% | 49,65% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,13% | 83,33% | 0% |
| Kappa-fine-10-00.log | | | |
| ParDif-X | 0,61% | 33,83% | 0% |
| ParDif-XY | 0,42% | 55,38% | 0% |
| ParDif-XA | 0,35% | 59,64% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,16% | 80,78% | 0% |
| ParSubX-X | 0,83% | 11,08% | 0% |
| ParSubX-XY | 0,45% | 49,22% | 0% |
| ParSubX-XA | 0,52% | 41,24% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,15% | 80,96% | 0% |
| Kappa-fine-10-10.log | | | |
| ParDif-X | 0,62% | 33,48% | 0% |
| ParDif-XY | 0,41% | 56,7% | 0% |
| ParDif-XA | 0,36% | 59,15% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,13% | 83,15% | 0% |
| ParSubX-X | 0,83% | 11,31% | 0% |
| ParSubX-XY | 0,45% | 50,1% | 0% |

| | | | |
|----------------------|-------|--------|----|
| ParSubX-XA | 0,46% | 45,56% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,12% | 83,83% | 0% |
| Kappa-fine-20-00.log | | | |
| ParDif-X | 0,61% | 33,85% | 0% |
| ParDif-XY | 0,43% | 55,01% | 0% |
| ParDif-XA | 0,36% | 59,63% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,16% | 80,46% | 0% |
| ParSubX-X | 0,83% | 10,98% | 0% |
| ParSubX-XY | 0,46% | 47,61% | 0% |
| ParSubX-XA | 0,55% | 39,15% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,14% | 81,28% | 0% |
| Kappa-fine-20-20.log | | | |
| ParDif-X | 0,62% | 33,54% | 0% |
| ParDif-XY | 0,41% | 56,68% | 0% |
| ParDif-XA | 0,36% | 58,68% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,14% | 82,63% | 0% |
| ParSubX-X | 0,83% | 11,26% | 0% |
| ParSubX-XY | 0,45% | 49,8% | 0% |
| ParSubX-XA | 0,44% | 47,06% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,12% | 84,13% | 0% |
| Kappa-fine-40-00.log | | | |
| ParDif-X | 0,61% | 33,91% | 0% |
| ParDif-XY | 0,43% | 54,33% | 0% |
| ParDif-XA | 0,36% | 59,64% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,16% | 80,27% | 0% |
| ParSubX-X | 0,83% | 10,92% | 0% |
| ParSubX-XY | 0,47% | 46,26% | 0% |
| ParSubX-XA | 0,55% | 39,04% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,16% | 79,17% | 0% |
| Kappa-fine-80-00.log | | | |
| ParDif-X | 0,61% | 33,99% | 0% |
| ParDif-XY | 0,43% | 54,05% | 0% |
| ParDif-XA | 0,36% | 59,49% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,17% | 79,55% | 0% |
| ParSubX-X | 0,83% | 10,9% | 0% |
| ParSubX-XY | 0,48% | 43,33% | 0% |
| ParSubX-XA | 0,55% | 38,92% | 0% |

| | | | |
|------------------------|-------|--------|----|
| ParSubX-XYA | 0,2% | 73,14% | 0% |
| Kappa-medium-00-00.log | | | |
| ParDif-X | 6,75% | -1,35% | 0% |
| ParDif-XY | 5,61% | 13,95% | 0% |
| ParDif-XA | 4,78% | 31,42% | 0% |
| ParDif-XYA | 3,78% | 44,34% | 0% |
| ParSubX-X | 6,37% | 4,68% | 0% |
| ParSubX-XY | 5,09% | 22,31% | 0% |
| ParSubX-XA | 4,98% | 30,45% | 0% |
| ParSubX-XYA | 4,24% | 41,69% | 0% |
| Kappa-medium-03-00.log | | | |
| ParDif-X | 5,55% | 16,17% | 0% |
| ParDif-XY | 3,51% | 44,62% | 0% |
| ParDif-XA | 4,63% | 40,7% | 0% |
| ParDif-XYA | 2,15% | 72,19% | 0% |
| ParSubX-X | 6,32% | 5,25% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,12% | 35,83% | 0% |
| ParSubX-XA | 4,09% | 43,37% | 0% |
| ParSubX-XYA | 2,94% | 57,07% | 0% |
| Kappa-medium-03-03.log | | | |
| ParDif-X | 5,58% | 15,73% | 0% |
| ParDif-XY | 3,3% | 47,94% | 0% |
| ParDif-XA | 5,07% | 36,25% | 0% |
| ParDif-XYA | 3,46% | 59,12% | 0% |
| ParSubX-X | 6,33% | 5,1% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,07% | 36,38% | 0% |
| ParSubX-XA | 4,18% | 42,26% | 0% |
| ParSubX-XYA | 2,86% | 64,13% | 0% |
| Kappa-medium-05-00.log | | | |
| ParDif-X | 5,59% | 15,67% | 0% |
| ParDif-XY | 3,46% | 45,39% | 0% |
| ParDif-XA | 5,19% | 35,05% | 0% |
| ParDif-XYA | 3,69% | 55,36% | 0% |
| ParSubX-X | 6,31% | 5,38% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,07% | 36,56% | 0% |
| ParSubX-XA | 4,07% | 43,85% | 0% |
| ParSubX- | 3,7% | 50,17% | 0% |

| | | | |
|------------------------|-------|--------|----|
| XYA | | | |
| Kappa-medium-05-05.log | | | |
| ParDif-X | 5,59% | 15,59% | 0% |
| ParDif-XY | 3,28% | 48,28% | 0% |
| ParDif-XA | 5,34% | 33,27% | 0% |
| ParDif-XYA | 3,2% | 61,98% | 0% |
| ParSubX-X | 6,31% | 5,4% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,08% | 36,17% | 0% |
| ParSubX-XA | 4,24% | 42% | 0% |
| ParSubX-XYA | 2,97% | 61,24% | 0% |
| Kappa-medium-10-00.log | | | |
| ParDif-X | 5,6% | 15,54% | 0% |
| ParDif-XY | 3,48% | 44,95% | 0% |
| ParDif-XA | 5,04% | 36,47% | 0% |
| ParDif-XYA | 3,31% | 59,38% | 0% |
| ParSubX-X | 6,31% | 5,47% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,17% | 34,61% | 0% |
| ParSubX-XA | 4,06% | 44,34% | 0% |
| ParSubX-XYA | 3,56% | 52,02% | 0% |
| Kappa-medium-10-10.log | | | |
| ParDif-X | 5,63% | 15,1% | 0% |
| ParDif-XY | 3,3% | 47,91% | 0% |
| ParDif-XA | 5,15% | 34,7% | 0% |
| ParDif-XYA | 2,65% | 67,27% | 0% |
| ParSubX-X | 6,33% | 5,17% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,09% | 35,83% | 0% |
| ParSubX-XA | 4,18% | 42,61% | 0% |
| ParSubX-XYA | 3,18% | 57,87% | 0% |
| Kappa-medium-20-00.log | | | |
| ParDif-X | 5,62% | 15,16% | 0% |
| ParDif-XY | 3,59% | 43,17% | 0% |
| ParDif-XA | 4,94% | 37,53% | 0% |
| ParDif-XYA | 3,51% | 57,04% | 0% |
| ParSubX-X | 6,32% | 5,31% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,28% | 33,17% | 0% |
| ParSubX-XA | 4,07% | 44,21% | 0% |
| ParSubX-XYA | 3,6% | 52,09% | 0% |

| | | | |
|------------------------|-------|--------|----|
| Kappa-medium-20-20.log | | | |
| ParDif-X | 5,63% | 15,11% | 0% |
| ParDif-XY | 3,31% | 47,68% | 0% |
| ParDif-XA | 5,47% | 31,81% | 0% |
| ParDif-XYA | 3,01% | 63,89% | 0% |
| ParSubX-X | 6,34% | 5,01% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,09% | 35,88% | 0% |
| ParSubX-XA | 4,05% | 44,14% | 0% |
| ParSubX-XYA | 3,07% | 59,42% | 0% |
| Kappa-medium-40-00.log | | | |
| ParDif-X | 5,64% | 14,92% | 0% |
| ParDif-XY | 3,76% | 40,8% | 0% |
| ParDif-XA | 4,89% | 37,94% | 0% |
| ParDif-XYA | 3,64% | 54,2% | 0% |
| ParSubX-X | 6,33% | 5,25% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,36% | 32,04% | 0% |
| ParSubX-XA | 4,41% | 38,74% | 0% |
| ParSubX-XYA | 3,58% | 52,44% | 0% |
| Kappa-medium-80-00.log | | | |
| ParDif-X | 5,96% | 10,19% | 0% |
| ParDif-XY | 4,06% | 36,33% | 0% |
| ParDif-XA | 5,18% | 33,29% | 0% |
| ParDif-XYA | 3,7% | 53,49% | 0% |
| ParSubX-X | 6,33% | 5,29% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,72% | 27,27% | 0% |
| ParSubX-XA | 4,87% | 32,23% | 0% |
| ParSubX-XYA | 3,83% | 49,47% | 0% |
| Kappa-our-00-00.log | | | |
| ParDif-X | 5,7% | 31,14% | 0% |
| ParDif-XY | 4,53% | 46,94% | 0% |
| ParDif-XA | 4,77% | 43,48% | 0% |
| ParDif-XYA | 3,67% | 58,62% | 0% |
| ParSubX-X | 6,51% | 19,52% | 0% |
| ParSubX-XY | 3,97% | 54,53% | 0% |
| ParSubX-XA | 5,77% | 28,33% | 0% |
| ParSubX-XYA | 3,69% | 57,5% | 0% |
| Kappa-our-03-00.log | | | |

| | | | |
|---------------------|-------|--------|----|
| ParDif-X | 4,72% | 44,17% | 0% |
| ParDif-XY | 2,53% | 65,8% | 0% |
| ParDif-XA | 4,74% | 43,33% | 0% |
| ParDif-XYA | 2,36% | 75,48% | 0% |
| ParSubX-X | 6,51% | 19,6% | 0% |
| ParSubX-XY | 3,78% | 56,7% | 0% |
| ParSubX-XA | 4,17% | 43,67% | 0% |
| ParSubX-XYA | 3,57% | 59,18% | 0% |
| Kappa-our-03-03.log | | | |
| ParDif-X | 4,74% | 43,92% | 0% |
| ParDif-XY | 2,61% | 64,71% | 0% |
| ParDif-XA | 4,5% | 46,68% | 0% |
| ParDif-XYA | 2,23% | 76,53% | 0% |
| ParSubX-X | 6,48% | 19,99% | 0% |
| ParSubX-XY | 3,73% | 57,39% | 0% |
| ParSubX-XA | 4,3% | 42,43% | 0% |
| ParSubX-XYA | 2,28% | 72,09% | 0% |
| Kappa-our-05-00.log | | | |
| ParDif-X | 4,71% | 44,4% | 0% |
| ParDif-XY | 2,55% | 65,47% | 0% |
| ParDif-XA | 4,75% | 42,9% | 0% |
| ParDif-XYA | 2,47% | 73,97% | 0% |
| ParSubX-X | 6,5% | 19,6% | 0% |
| ParSubX-XY | 3,78% | 56,68% | 0% |
| ParSubX-XA | 4,22% | 43,35% | 0% |
| ParSubX-XYA | 3,6% | 58,99% | 0% |
| Kappa-our-05-05.log | | | |
| ParDif-X | 4,73% | 44% | 0% |
| ParDif-XY | 2,54% | 65,68% | 0% |
| ParDif-XA | 4,71% | 43,76% | 0% |
| ParDif-XYA | 1,87% | 78,86% | 0% |
| ParSubX-X | 6,51% | 19,61% | 0% |
| ParSubX-XY | 3,74% | 57,15% | 0% |
| ParSubX-XA | 4,39% | 40,49% | 0% |
| ParSubX-XYA | 3,37% | 61,06% | 0% |
| Kappa-our-10-00.log | | | |
| ParDif-X | 4,73% | 44,15% | 0% |

| | | | |
|---------------------|-------|--------|----|
| ParDif-XY | 2,61% | 64,74% | 0% |
| ParDif-XA | 4,67% | 43,9% | 0% |
| ParDif-XYA | 2,45% | 73,91% | 0% |
| ParSubX-X | 6,5% | 19,59% | 0% |
| ParSubX-XY | 3,83% | 55,98% | 0% |
| ParSubX-XA | 4,17% | 43,59% | 0% |
| ParSubX-XYA | 3,58% | 59,24% | 0% |
| Kappa-our-10-10.log | | | |
| ParDif-X | 4,73% | 44,13% | 0% |
| ParDif-XY | 2,49% | 66,32% | 0% |
| ParDif-XA | 4,67% | 43,91% | 0% |
| ParDif-XYA | 2,31% | 75,28% | 0% |
| ParSubX-X | 6,51% | 19,6% | 0% |
| ParSubX-XY | 3,76% | 56,86% | 0% |
| ParSubX-XA | 4,59% | 37,64% | 0% |
| ParSubX-XYA | 3,44% | 60,8% | 0% |
| Kappa-our-20-00.log | | | |
| ParDif-X | 4,72% | 44,25% | 0% |
| ParDif-XY | 2,63% | 64,37% | 0% |
| ParDif-XA | 4,72% | 43,11% | 0% |
| ParDif-XYA | 2,5% | 73,16% | 0% |
| ParSubX-X | 6,51% | 19,52% | 0% |
| ParSubX-XY | 3,89% | 55,34% | 0% |
| ParSubX-XA | 4,36% | 41,74% | 0% |
| ParSubX-XYA | 3,73% | 57,34% | 0% |
| Kappa-our-20-20.log | | | |
| ParDif-X | 4,72% | 44,14% | 0% |
| ParDif-XY | 2,5% | 66,2% | 0% |
| ParDif-XA | 4,75% | 42,93% | 0% |
| ParDif-XYA | 2,38% | 73,15% | 0% |
| ParSubX-X | 6,5% | 19,62% | 0% |
| ParSubX-XY | 3,76% | 56,91% | 0% |
| ParSubX-XA | 4,44% | 39,89% | 0% |
| ParSubX-XYA | 3,37% | 62,38% | 0% |
| Kappa-our-40-00.log | | | |
| ParDif-X | 4,8% | 43,18% | 0% |
| ParDif-XY | 2,65% | 64,05% | 0% |

| | | | |
|----------------------|--------|--------|----|
| ParDif-XA | 4,79% | 42,9% | 0% |
| ParDif-XYA | 2,51% | 73,09% | 0% |
| ParSubX-X | 6,51% | 19,5% | 0% |
| ParSubX-XY | 3,95% | 54,72% | 0% |
| ParSubX-XA | 4,5% | 41,62% | 0% |
| ParSubX-XYA | 3,57% | 59,33% | 0% |
| Kappa-our-80-00.log | | | |
| ParDif-X | 5,55% | 33,17% | 0% |
| ParDif-XY | 3% | 60,74% | 0% |
| ParDif-XA | 4,74% | 44,02% | 0% |
| ParDif-XYA | 2,71% | 70,98% | 0% |
| ParSubX-X | 6,51% | 19,52% | 0% |
| ParSubX-XY | 3,96% | 54,58% | 0% |
| ParSubX-XA | 4,76% | 38,71% | 0% |
| ParSubX-XYA | 3,41% | 60,91% | 0% |
| Kappa-rude-00-00.log | | | |
| ParDif-X | 9,76% | 38,55% | 0% |
| ParDif-XY | 6,57% | 59,39% | 0% |
| ParDif-XA | 6,39% | 60,33% | 0% |
| ParDif-XYA | 4,93% | 68,05% | 0% |
| ParSubX-X | 13,49% | 19,34% | 0% |
| ParSubX-XY | 5,62% | 56,04% | 0% |
| ParSubX-XA | 9,87% | 30,59% | 0% |
| ParSubX-XYA | 5,7% | 56,43% | 0% |
| Kappa-rude-03-00.log | | | |
| ParDif-X | 6,05% | 58,8% | 0% |
| ParDif-XY | 5,08% | 66,06% | 0% |
| ParDif-XA | 5,96% | 62,61% | 0% |
| ParDif-XYA | 5,8% | 63,99% | 0% |
| ParSubX-X | 13,17% | 18,19% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,5% | 61,92% | 0% |
| ParSubX-XA | 9,25% | 34,16% | 0% |
| ParSubX-XYA | 4,67% | 62,07% | 0% |
| Kappa-rude-03-03.log | | | |
| ParDif-X | 5,91% | 59,64% | 0% |
| ParDif-XY | 4,34% | 73,48% | 0% |
| ParDif-XA | 5,67% | 64,04% | 0% |

| | | | |
|----------------------|--------|--------|----|
| ParDif-XYA | 4,45% | 72,87% | 0% |
| ParSubX-X | 13,29% | 18,45% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,38% | 62,72% | 0% |
| ParSubX-XA | 9,58% | 32,16% | 0% |
| ParSubX-XYA | 4,35% | 63,02% | 0% |
| Kappa-rude-05-00.log | | | |
| ParDif-X | 6,08% | 58,43% | 0% |
| ParDif-XY | 5,43% | 64,34% | 0% |
| ParDif-XA | 5,87% | 62,85% | 0% |
| ParDif-XYA | 5,95% | 64,03% | 0% |
| ParSubX-X | 13,38% | 18,57% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,51% | 61,76% | 0% |
| ParSubX-XA | 9,29% | 34,28% | 0% |
| ParSubX-XYA | 5,03% | 58,95% | 0% |
| Kappa-rude-05-05.log | | | |
| ParDif-X | 6,12% | 58,07% | 0% |
| ParDif-XY | 3,91% | 75,17% | 0% |
| ParDif-XA | 5,7% | 63,42% | 0% |
| ParDif-XYA | 4,01% | 75,19% | 0% |
| ParSubX-X | 13,4% | 18,51% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,37% | 62,77% | 0% |
| ParSubX-XA | 9,7% | 32,02% | 0% |
| ParSubX-XYA | 4,77% | 60,86% | 0% |
| Kappa-rude-10-00.log | | | |
| ParDif-X | 6,46% | 55,94% | 0% |
| ParDif-XY | 5,24% | 65,28% | 0% |
| ParDif-XA | 6,01% | 62,16% | 0% |
| ParDif-XYA | 6,01% | 63,87% | 0% |
| ParSubX-X | 13,38% | 18,68% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,48% | 60,73% | 0% |
| ParSubX-XA | 9,46% | 33,28% | 0% |
| ParSubX-XYA | 5,11% | 58,16% | 0% |
| Kappa-rude-10-10.log | | | |
| ParDif-X | 6,86% | 53,23% | 0% |
| ParDif-XY | 3,56% | 76,7% | 0% |
| ParDif-XA | 5,86% | 63,02% | 0% |
| ParDif-XYA | 4,05% | 74,09% | 0% |

| | | | |
|----------------------|--------|--------|----|
| ParSubX-X | 13,47% | 19,18% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,3% | 63,2% | 0% |
| ParSubX-XA | 9,71% | 30,28% | 0% |
| ParSubX-XYA | 4,76% | 59,81% | 0% |
| Kappa-rude-20-00.log | | | |
| ParDif-X | 7,16% | 51,36% | 0% |
| ParDif-XY | 4,45% | 70,32% | 0% |
| ParDif-XA | 5,86% | 62,88% | 0% |
| ParDif-XYA | 5,95% | 64,89% | 0% |
| ParSubX-X | 13,3% | 18,5% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,71% | 59,51% | 0% |
| ParSubX-XA | 9,78% | 30,93% | 0% |
| ParSubX-XYA | 5,11% | 58,41% | 0% |
| Kappa-rude-20-20.log | | | |
| ParDif-X | 6,31% | 57,26% | 0% |
| ParDif-XY | 3,3% | 77,73% | 0% |
| ParDif-XA | 5,73% | 63,37% | 0% |
| ParDif-XYA | 3,89% | 75,02% | 0% |
| ParSubX-X | 13,47% | 19,02% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,35% | 62,57% | 0% |
| ParSubX-XA | 9,67% | 30,43% | 0% |
| ParSubX-XYA | 5,06% | 58,47% | 0% |
| Kappa-rude-40-00.log | | | |
| ParDif-X | 7,97% | 47,65% | 0% |
| ParDif-XY | 5,1% | 67,58% | 0% |
| ParDif-XA | 6,24% | 61,22% | 0% |
| ParDif-XYA | 5,1% | 68,79% | 0% |
| ParSubX-X | 13,58% | 19,48% | 0% |
| ParSubX-XY | 5,15% | 57,58% | 0% |
| ParSubX-XA | 9,71% | 31,26% | 0% |
| ParSubX-XYA | 5,61% | 56,5% | 0% |
| Kappa-rude-80-00.log | | | |
| ParDif-X | 8,9% | 43,08% | 0% |
| ParDif-XY | 6,39% | 60,44% | 0% |
| ParDif-XA | 6,26% | 61,23% | 0% |
| ParDif-XYA | 5,02% | 68,64% | 0% |
| ParSubX-X | 13,61% | 19,67% | 0% |

| | | | |
|-------------------|-------|--------|--------|
| ParSubX-XY | 5,59% | 55,65% | 0% |
| ParSubX-XA | 9,75% | 31,41% | 0% |
| ParSubX-XYA | 5,72% | 55,12% | 0% |
| Lambda-fine-1.log | | | |
| ParDif-X | 0,56% | 28,05% | 33,39% |
| ParDif-XY | 0,42% | 48,61% | 50,4% |
| ParDif-XA | 0,38% | 49,08% | 54,88% |
| ParDif-XYA | 0,21% | 70,57% | 74,3% |
| ParSubX-X | 0,72% | 9,7% | 11,23% |
| ParSubX-XY | 0,44% | 40,53% | 47,47% |
| ParSubX-XA | 0,51% | 31,94% | 38,9% |
| ParSubX-XYA | 0,27% | 62,77% | 68,11% |
| Mu-fine-00-00.log | | | |
| ParDif-X | 0,56% | 11,28% | 0% |
| ParDif-XY | 0,39% | 37,33% | 0% |
| ParDif-XA | 0,23% | 63,04% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,09% | 85,22% | 0% |
| ParSubX-X | 0,58% | 8,36% | 0% |
| ParSubX-XY | 0,39% | 37,09% | 0% |
| ParSubX-XA | 0,28% | 54,83% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,07% | 87,39% | 0% |
| Mu-fine-03-00.log | | | |
| ParDif-X | 0,53% | 14,98% | 0% |
| ParDif-XY | 0,36% | 42,66% | 0% |
| ParDif-XA | 0,21% | 66,04% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,06% | 89,45% | 0% |
| ParSubX-X | 0,57% | 8,92% | 0% |
| ParSubX-XY | 0,36% | 41,53% | 0% |
| ParSubX-XA | 0,28% | 55,52% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,03% | 94,97% | 0% |
| Mu-fine-03-03.log | | | |
| ParDif-X | 0,53% | 15,06% | 0% |
| ParDif-XY | 0,36% | 42,58% | 0% |
| ParDif-XA | 0,21% | 66% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,06% | 89,54% | 0% |
| ParSubX-X | 0,57% | 8,94% | 0% |
| ParSubX-XY | 0,36% | 41,51% | 0% |

| | | | |
|-------------------|-------|--------|----|
| ParSubX-XA | 0,28% | 55,7% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,03% | 95,59% | 0% |
| Mu-fine-05-00.log | | | |
| ParDif-X | 0,53% | 15,06% | 0% |
| ParDif-XY | 0,36% | 42,78% | 0% |
| ParDif-XA | 0,21% | 66,11% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,06% | 89,2% | 0% |
| ParSubX-X | 0,57% | 8,85% | 0% |
| ParSubX-XY | 0,36% | 41,63% | 0% |
| ParSubX-XA | 0,28% | 55,3% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,03% | 95,24% | 0% |
| Mu-fine-05-05.log | | | |
| ParDif-X | 0,53% | 15,12% | 0% |
| ParDif-XY | 0,36% | 42,9% | 0% |
| ParDif-XA | 0,21% | 66,25% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,06% | 89,57% | 0% |
| ParSubX-X | 0,57% | 8,94% | 0% |
| ParSubX-XY | 0,36% | 41,6% | 0% |
| ParSubX-XA | 0,28% | 55,6% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,02% | 95,78% | 0% |
| Mu-fine-10-00.log | | | |
| ParDif-X | 0,53% | 14,86% | 0% |
| ParDif-XY | 0,36% | 42,4% | 0% |
| ParDif-XA | 0,21% | 65,95% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,06% | 89,19% | 0% |
| ParSubX-X | 0,57% | 8,71% | 0% |
| ParSubX-XY | 0,36% | 41,66% | 0% |
| ParSubX-XA | 0,28% | 55,23% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,03% | 95,28% | 0% |
| Mu-fine-10-10.log | | | |
| ParDif-X | 0,53% | 15,27% | 0% |
| ParDif-XY | 0,36% | 42,8% | 0% |
| ParDif-XA | 0,21% | 66,14% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,06% | 89,55% | 0% |
| ParSubX-X | 0,57% | 8,96% | 0% |
| ParSubX-XY | 0,36% | 41,59% | 0% |
| ParSubX-XA | 0,28% | 55,6% | 0% |

| | | | |
|---------------------|-------|--------|----|
| ParSubX-XYA | 0,02% | 95,95% | 0% |
| Mu-fine-20-00.log | | | |
| ParDif-X | 0,53% | 14,83% | 0% |
| ParDif-XY | 0,36% | 42,08% | 0% |
| ParDif-XA | 0,21% | 66% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,06% | 89,29% | 0% |
| ParSubX-X | 0,58% | 8,55% | 0% |
| ParSubX-XY | 0,36% | 41,58% | 0% |
| ParSubX-XA | 0,28% | 54,85% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,03% | 95,33% | 0% |
| Mu-fine-40-00.log | | | |
| ParDif-X | 0,53% | 14,58% | 0% |
| ParDif-XY | 0,37% | 41,42% | 0% |
| ParDif-XA | 0,21% | 65,79% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,06% | 88,73% | 0% |
| ParSubX-X | 0,58% | 8,42% | 0% |
| ParSubX-XY | 0,36% | 41,61% | 0% |
| ParSubX-XA | 0,28% | 54,8% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,03% | 95,22% | 0% |
| Mu-medium-00-00.log | | | |
| ParDif-X | 3,95% | 38,16% | 0% |
| ParDif-XY | 4,24% | 33,53% | 0% |
| ParDif-XA | 1,04% | 83,69% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,74% | 88,59% | 0% |
| ParSubX-X | 4,05% | 36,4% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,26% | 33,08% | 0% |
| ParSubX-XA | 1,03% | 83,59% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,49% | 92,14% | 0% |
| Mu-medium-03-00.log | | | |
| ParDif-X | 3,88% | 39,19% | 0% |
| ParDif-XY | 4,29% | 32,84% | 0% |
| ParDif-XA | 0,94% | 85,1% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,58% | 90,99% | 0% |
| ParSubX-X | 4,06% | 36,28% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,22% | 33,72% | 0% |
| ParSubX-XA | 0,95% | 84,88% | 0% |
| ParSubX- | 0,29% | 95,45% | 0% |

| | | | |
|---------------------|-------|--------|----|
| XYA | | | |
| Mu-medium-03-03.log | | | |
| ParDif-X | 3,94% | 38,34% | 0% |
| ParDif-XY | 4,28% | 33,01% | 0% |
| ParDif-XA | 0,94% | 85,1% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,59% | 90,85% | 0% |
| ParSubX-X | 4,06% | 36,32% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,23% | 33,65% | 0% |
| ParSubX-XA | 0,92% | 85,18% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,29% | 95,48% | 0% |
| Mu-medium-05-00.log | | | |
| ParDif-X | 3,88% | 39,27% | 0% |
| ParDif-XY | 4,14% | 35,25% | 0% |
| ParDif-XA | 0,95% | 84,98% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,56% | 91,33% | 0% |
| ParSubX-X | 4,05% | 36,39% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,2% | 34,12% | 0% |
| ParSubX-XA | 0,96% | 84,6% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,29% | 95,4% | 0% |
| Mu-medium-05-05.log | | | |
| ParDif-X | 3,91% | 38,81% | 0% |
| ParDif-XY | 4,24% | 33,73% | 0% |
| ParDif-XA | 0,94% | 85,1% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,58% | 91,03% | 0% |
| ParSubX-X | 4,06% | 36,31% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,2% | 34,08% | 0% |
| ParSubX-XA | 0,94% | 85,02% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,23% | 96,37% | 0% |
| Mu-medium-10-00.log | | | |
| ParDif-X | 3,87% | 39,41% | 0% |
| ParDif-XY | 4,12% | 35,6% | 0% |
| ParDif-XA | 0,95% | 84,97% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,56% | 91,27% | 0% |
| ParSubX-X | 4,06% | 36,35% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,2% | 34,17% | 0% |
| ParSubX-XA | 1% | 84,06% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,29% | 95,49% | 0% |

| | | | |
|---------------------|-------|--------|----|
| Mu-medium-10-10.log | | | |
| ParDif-X | 3,93% | 38,54% | 0% |
| ParDif-XY | 4,23% | 33,86% | 0% |
| ParDif-XA | 0,94% | 85,14% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,58% | 90,96% | 0% |
| ParSubX-X | 4,06% | 36,31% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,18% | 34,41% | 0% |
| ParSubX-XA | 0,93% | 85,13% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,24% | 96,24% | 0% |
| Mu-medium-20-00.log | | | |
| ParDif-X | 3,86% | 39,53% | 0% |
| ParDif-XY | 4,1% | 35,9% | 0% |
| ParDif-XA | 0,96% | 84,84% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,57% | 91,14% | 0% |
| ParSubX-X | 4,06% | 36,36% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,22% | 33,89% | 0% |
| ParSubX-XA | 1,03% | 83,57% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,28% | 95,63% | 0% |
| Mu-medium-40-00.log | | | |
| ParDif-X | 3,9% | 38,92% | 0% |
| ParDif-XY | 4,15% | 34,98% | 0% |
| ParDif-XA | 0,99% | 84,35% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,61% | 90,43% | 0% |
| ParSubX-X | 4,05% | 36,42% | 0% |
| ParSubX-XY | 4,23% | 33,68% | 0% |
| ParSubX-XA | 1,02% | 83,7% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,3% | 95,24% | 0% |
| Mu-our-00-00.log | | | |
| ParDif-X | 4,72% | 20,74% | 0% |
| ParDif-XY | 3,47% | 40,36% | 0% |
| ParDif-XA | 1,98% | 68,22% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,79% | 86,57% | 0% |
| ParSubX-X | 4,81% | 19,42% | 0% |
| ParSubX-XY | 3,65% | 37,58% | 0% |
| ParSubX-XA | 2,19% | 64,61% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,68% | 88,37% | 0% |
| Mu-our-03-00.log | | | |

| | | | |
|------------------|-------|--------|----|
| ParDif-X | 4,7% | 20,53% | 0% |
| ParDif-XY | 3,56% | 37,7% | 0% |
| ParDif-XA | 1,83% | 70,6% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,57% | 90,14% | 0% |
| ParSubX-X | 4,81% | 19,43% | 0% |
| ParSubX-XY | 3,7% | 36,52% | 0% |
| ParSubX-XA | 2,09% | 66,15% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,37% | 93,49% | 0% |
| Mu-our-03-03.log | | | |
| ParDif-X | 4,8% | 18,61% | 0% |
| ParDif-XY | 3,8% | 33,53% | 0% |
| ParDif-XA | 1,82% | 70,85% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,51% | 91,17% | 0% |
| ParSubX-X | 4,82% | 19,2% | 0% |
| ParSubX-XY | 3,75% | 35,41% | 0% |
| ParSubX-XA | 2,06% | 66,72% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,27% | 95,28% | 0% |
| Mu-our-05-00.log | | | |
| ParDif-X | 4,71% | 20,4% | 0% |
| ParDif-XY | 3,55% | 37,89% | 0% |
| ParDif-XA | 1,81% | 70,83% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,5% | 91,22% | 0% |
| ParSubX-X | 4,81% | 19,43% | 0% |
| ParSubX-XY | 3,7% | 36,61% | 0% |
| ParSubX-XA | 2,13% | 65,55% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,21% | 96,37% | 0% |
| Mu-our-05-05.log | | | |
| ParDif-X | 4,8% | 18,52% | 0% |
| ParDif-XY | 3,8% | 33,56% | 0% |
| ParDif-XA | 1,8% | 71,17% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,48% | 91,63% | 0% |
| ParSubX-X | 4,81% | 19,4% | 0% |
| ParSubX-XY | 3,73% | 35,78% | 0% |
| ParSubX-XA | 2,06% | 66,65% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,22% | 96,21% | 0% |
| Mu-our-10-00.log | | | |
| ParDif-X | 4,71% | 20,41% | 0% |

| | | | |
|-------------------|-------|--------|----|
| ParDif-XY | 3,55% | 37,81% | 0% |
| ParDif-XA | 1,81% | 70,83% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,51% | 90,95% | 0% |
| ParSubX-X | 4,81% | 19,49% | 0% |
| ParSubX-XY | 3,7% | 36,6% | 0% |
| ParSubX-XA | 2,17% | 65% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,2% | 96,63% | 0% |
| Mu-our-10-10.log | | | |
| ParDif-X | 4,79% | 18,73% | 0% |
| ParDif-XY | 3,79% | 33,67% | 0% |
| ParDif-XA | 1,8% | 71,17% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,49% | 91,41% | 0% |
| ParSubX-X | 4,81% | 19,34% | 0% |
| ParSubX-XY | 3,72% | 36,1% | 0% |
| ParSubX-XA | 2,06% | 66,77% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,22% | 96,21% | 0% |
| Mu-our-20-00.log | | | |
| ParDif-X | 4,71% | 20,42% | 0% |
| ParDif-XY | 3,55% | 38,09% | 0% |
| ParDif-XA | 1,84% | 70,48% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,53% | 90,67% | 0% |
| ParSubX-X | 4,81% | 19,42% | 0% |
| ParSubX-XY | 3,67% | 37,2% | 0% |
| ParSubX-XA | 2,18% | 64,78% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,21% | 96,49% | 0% |
| Mu-our-40-00.log | | | |
| ParDif-X | 4,73% | 20,32% | 0% |
| ParDif-XY | 3,49% | 39,73% | 0% |
| ParDif-XA | 1,91% | 69,36% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,67% | 88,57% | 0% |
| ParSubX-X | 4,81% | 19,49% | 0% |
| ParSubX-XY | 3,67% | 37,35% | 0% |
| ParSubX-XA | 2,18% | 64,74% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,32% | 94,4% | 0% |
| Mu-rude-00-00.log | | | |
| ParDif-X | 5,67% | 18,65% | 0% |
| ParDif-XY | 2,04% | 62,46% | 0% |

| | | | |
|-------------------|-------|--------|----|
| ParDif-XA | 5,03% | 26,02% | 0% |
| ParDif-XYA | 1,31% | 75,85% | 0% |
| ParSubX-X | 6,2% | 13,8% | 0% |
| ParSubX-XY | 2,68% | 47,51% | 0% |
| ParSubX-XA | 5,92% | 18,27% | 0% |
| ParSubX-XYA | 1,23% | 80,54% | 0% |
| Mu-rude-03-00.log | | | |
| ParDif-X | 5,45% | 24,08% | 0% |
| ParDif-XY | 1,62% | 70,85% | 0% |
| ParDif-XA | 5,16% | 28,24% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,88% | 84,7% | 0% |
| ParSubX-X | 5,83% | 20,19% | 0% |
| ParSubX-XY | 2,63% | 48,72% | 0% |
| ParSubX-XA | 5,67% | 22,54% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,66% | 88,7% | 0% |
| Mu-rude-03-03.log | | | |
| ParDif-X | 5,49% | 23,76% | 0% |
| ParDif-XY | 1,81% | 66,63% | 0% |
| ParDif-XA | 5,16% | 28% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,85% | 85,61% | 0% |
| ParSubX-X | 5,78% | 20,63% | 0% |
| ParSubX-XY | 2,61% | 49,15% | 0% |
| ParSubX-XA | 5,67% | 22,71% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,63% | 88,56% | 0% |
| Mu-rude-05-00.log | | | |
| ParDif-X | 5,41% | 24,4% | 0% |
| ParDif-XY | 1,58% | 71,44% | 0% |
| ParDif-XA | 5% | 29,71% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,71% | 87,82% | 0% |
| ParSubX-X | 5,84% | 20,08% | 0% |
| ParSubX-XY | 2,72% | 48,18% | 0% |
| ParSubX-XA | 5,67% | 22,78% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,59% | 89,92% | 0% |
| Mu-rude-05-05.log | | | |
| ParDif-X | 5,47% | 23,93% | 0% |
| ParDif-XY | 1,64% | 70,63% | 0% |
| ParDif-XA | 5,08% | 28,77% | 0% |

| | | | |
|-------------------|-------|--------|----|
| ParDif-XYA | 0,69% | 88,23% | 0% |
| ParSubX-X | 5,79% | 20,46% | 0% |
| ParSubX-XY | 2,57% | 49,52% | 0% |
| ParSubX-XA | 5,67% | 22,5% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,53% | 90,39% | 0% |
| Mu-rude-10-00.log | | | |
| ParDif-X | 5,39% | 24,51% | 0% |
| ParDif-XY | 1,61% | 70,81% | 0% |
| ParDif-XA | 4,97% | 30,11% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,7% | 87,68% | 0% |
| ParSubX-X | 5,9% | 19,09% | 0% |
| ParSubX-XY | 2,63% | 49,14% | 0% |
| ParSubX-XA | 5,67% | 22,74% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,68% | 88,89% | 0% |
| Mu-rude-10-10.log | | | |
| ParDif-X | 5,46% | 24,07% | 0% |
| ParDif-XY | 1,63% | 70,68% | 0% |
| ParDif-XA | 5,09% | 28,65% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,74% | 87,3% | 0% |
| ParSubX-X | 5,82% | 20,28% | 0% |
| ParSubX-XY | 2,57% | 49,58% | 0% |
| ParSubX-XA | 5,67% | 22,68% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,54% | 90,38% | 0% |
| Mu-rude-20-00.log | | | |
| ParDif-X | 5,38% | 24,57% | 0% |
| ParDif-XY | 1,65% | 70,17% | 0% |
| ParDif-XA | 4,98% | 29,9% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,75% | 86,48% | 0% |
| ParSubX-X | 6,02% | 17,13% | 0% |
| ParSubX-XY | 2,61% | 49,3% | 0% |
| ParSubX-XA | 5,76% | 20,92% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,75% | 87,97% | 0% |
| Mu-rude-40-00.log | | | |
| ParDif-X | 5,4% | 23,74% | 0% |
| ParDif-XY | 1,74% | 68,15% | 0% |
| ParDif-XA | 4,99% | 28,58% | 0% |
| ParDif-XYA | 0,86% | 84,2% | 0% |

| | | | |
|-----------------|-------|--------|----------|
| ParSubX-X | 6,15% | 14,57% | 0% |
| ParSubX-XY | 2,67% | 47,77% | 0% |
| ParSubX-XA | 5,83% | 19,75% | 0% |
| ParSubX-XYA | 0,8% | 87,39% | 0% |
| Nu-fine-1.log | | | |
| ParDif-X | 0,55% | 11,03% | 36,06% |
| ParDif-XY | 0,4% | 35,15% | 53,19% |
| ParDif-XA | 0,27% | 55,89% | 69,22% |
| ParDif-XYA | 0,13% | 77,8% | 84,83% |
| ParSubX-X | 0,58% | 8,32% | 33,77% |
| ParSubX-XY | 0,42% | 32,27% | 50,83% |
| ParSubX-XA | 0,35% | 42,8% | 59,85% |
| ParSubX-XYA | 0,21% | 64,47% | 74,85% |
| Nu-fine-2.log | | | |
| ParDif-X | 0,55% | 9,77% | 66,09% |
| ParDif-XY | 0,46% | 24,08% | 71,9% |
| ParDif-XA | 0,26% | 57,11% | 83,78% |
| ParDif-XYA | 0,18% | 67,43% | 89,02% |
| ParSubX-X | 0,59% | 5,46% | 63,63% |
| ParSubX-XY | 0,53% | 14,16% | 67,58% |
| ParSubX-XA | 0,4% | 31,81% | 76,07% |
| ParSubX-XYA | 0,35% | 38,56% | 79,07% |
| Nu-fine-3.log | | | |
| ParDif-X | 0,6% | 3,36% | 78,47% |
| ParDif-XY | 0,51% | 16,29% | 81,61% |
| ParDif-XA | 0,38% | 38,53% | 86,3% |
| ParDif-XYA | 0,34% | 43,57% | 87,8% |
| ParSubX-X | 0,63% | -0,96% | 77,47% |
| ParSubX-XY | 0,6% | -1,98% | 78,2% |
| ParSubX-XA | 0,51% | 14,31% | 81,47% |
| ParSubX-XYA | 0,4% | 29,53% | 85,35% |
| Nu-medium-1.log | | | |
| ParDif-X | 3,78% | 37,83% | -314,61% |
| ParDif-XY | 4,04% | 33,68% | -342,15% |
| ParDif-XA | 1,01% | 83,39% | -9,78% |
| ParDif-XYA | 0,6% | 89,86% | 34,69% |
| ParSubX-X | 3,91% | 35,89% | -326,57% |

| | | | |
|-----------------|-------|--------|----------|
| ParSubX-XY | 3,96% | 35,1% | -332,85% |
| ParSubX-XA | 1,19% | 80,23% | -28,32% |
| ParSubX-XYA | 0,45% | 92,42% | 50,55% |
| Nu-medium-2.log | | | |
| ParDif-X | 3,95% | 37,02% | -133,15% |
| ParDif-XY | 4,26% | 32,12% | -153,03% |
| ParDif-XA | 1,06% | 83,01% | 36,35% |
| ParDif-XYA | 0,68% | 89,14% | 59,59% |
| ParSubX-X | 3,92% | 37,68% | -130,26% |
| ParSubX-XY | 4,08% | 35,24% | -139,33% |
| ParSubX-XA | 1,23% | 79,93% | 28,05% |
| ParSubX-XYA | 0,79% | 87,1% | 53,97% |
| Nu-medium-3.log | | | |
| ParDif-X | 3,85% | 36,23% | -53,71% |
| ParDif-XY | 4,33% | 28,6% | -72,71% |
| ParDif-XA | 1% | 83,3% | 61,04% |
| ParDif-XYA | 0,75% | 87,32% | 71,47% |
| ParSubX-X | 3,61% | 40,47% | -45,03% |
| ParSubX-XY | 3,72% | 38,74% | -50,4% |
| ParSubX-XA | 1,26% | 78,83% | 50,96% |
| ParSubX-XYA | 1,02% | 82,84% | 60,58% |
| Nu-our-1.log | | | |
| ParDif-X | 5,07% | 21,48% | -462,9% |
| ParDif-XY | 3,45% | 44,59% | -284,7% |
| ParDif-XA | 2,33% | 65,71% | -160,85% |
| ParDif-XYA | 0,76% | 88,24% | 11,82% |
| ParSubX-X | 5,38% | 18,09% | -498,29% |
| ParSubX-XY | 3,85% | 39,51% | -329,42% |
| ParSubX-XA | 2,64% | 61,08% | -196,68% |
| ParSubX-XYA | 0,56% | 91,09% | 34,95% |
| Nu-our-2.log | | | |
| ParDif-X | 4,96% | 19,76% | -205,38% |
| ParDif-XY | 3,58% | 39,61% | -116,97% |
| ParDif-XA | 2,18% | 67,16% | -37,02% |
| ParDif-XYA | 0,68% | 88,96% | 58,74% |
| ParSubX-X | 5,13% | 18,01% | -218,73% |
| ParSubX-XY | 3,79% | 37,26% | -130,72% |

| | | | |
|---------------|-------|--------|----------|
| ParSubX-XA | 2,44% | 62,33% | -52,4% |
| ParSubX-XYA | 0,76% | 87,33% | 53,94% |
| Nu-our-3.log | | | |
| ParDif-X | 4,87% | 18,95% | -97,22% |
| ParDif-XY | 3,59% | 38,03% | -47,22% |
| ParDif-XA | 2,11% | 67,16% | 14,67% |
| ParDif-XYA | 0,93% | 84,51% | 61,79% |
| ParSubX-X | 4,91% | 18,73% | -99,16% |
| ParSubX-XY | 3,98% | 31,61% | -61,5% |
| ParSubX-XA | 2,39% | 61,81% | 1,66% |
| ParSubX-XYA | 1,43% | 76,53% | 41,26% |
| Nu-rude-1.log | | | |
| ParDif-X | 5,07% | 25,07% | -513,3% |
| ParDif-XY | 1,68% | 66,02% | -94,85% |
| ParDif-XA | 4,72% | 30,23% | -467,83% |
| ParDif-XYA | 0,86% | 82,26% | -3,56% |
| ParSubX-X | 5,54% | 19,76% | -578,39% |
| ParSubX-XY | 2,73% | 40,49% | -224,41% |
| ParSubX-XA | 5,35% | 23,76% | -555,71% |
| ParSubX-XYA | 0,78% | 84,69% | 4,98% |
| Nu-rude-2.log | | | |
| ParDif-X | 6,07% | 21,83% | -251,72% |
| ParDif-XY | 1,8% | 68,2% | -5,09% |
| ParDif-XA | 5,49% | 29,39% | -220,48% |
| ParDif-XYA | 0,98% | 83,24% | 40,86% |
| ParSubX-X | 6,62% | 15,51% | -281,85% |
| ParSubX-XY | 2,57% | 54,45% | -49,63% |
| ParSubX-XA | 6,3% | 20,26% | -262,18% |
| ParSubX-XYA | 1,09% | 82,89% | 36,86% |
| Nu-rude-3.log | | | |
| ParDif-X | 5,11% | 18,3% | -103,58% |
| ParDif-XY | 1,94% | 57,57% | 25,81% |
| ParDif-XA | 4,65% | 25,4% | -85,76% |
| ParDif-XYA | 1,16% | 75,12% | 57,37% |
| ParSubX-X | 5,36% | 16,92% | -114,56% |
| ParSubX-XY | 3,02% | 38,32% | -13,96% |
| ParSubX-XA | 5,12% | 19,84% | -105,86% |

| | | | |
|-----------------|-------|--------|--------|
| ParSubX- XYA | 1,26% | 74,54% | 51,74% |
|-----------------|-------|--------|--------|